



POLITÉCNICA

ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE INGENIEROS INDUSTRIALES
UNIVERSIDAD POLITÉCNICA DE MADRID

José Gutiérrez Abascal, 2. 28006 Madrid
Tel.: 91 336 3060
info.industriales@upm.es

www.industriales.upm.es

Alberto Hernández Fernández

05 TRABAJO FIN DE MASTER

INDUSTRIALES

TRABAJO FIN DE MASTER

ANÁLISIS AVANZADO Y MEJORA DE LAS PREDICCIONES DE DEMANDA DE ENERGÍA ELÉCTRICA FRENTE A CAMBIOS METEOROLÓGICOS

TRABAJO FIN DE MASTER
PARA LA OBTENCIÓN DEL
TÍTULO DE MASTER EN
INGENIERÍA INDUSTRIAL

JULIO 2017

Alberto Hernández Fernández

DIRECTOR DEL TRABAJO FIN DE MASTER:
Eduardo Caro Huertas



POLITÉCNICA

*A todos los que han hecho posible terminar esta etapa, en la que por fin me convierto
en Ingeniero Industrial por la ETSII-UPM.*

***“Nothing worth having comes
easy”***

AGRADECIMIENTOS

Mis más sinceras y cordiales gracias a Eduardo Caro, mi tutor. Siempre tenía tiempo para mí, para escuchar mis dudas y preguntas, mis sugerencias. También para explicarme, con mucha paciencia, cosas que en primera instancia escapaban a mi comprensión y renovar la ilusión por la ingeniería que, a lo largo de estos arduos años en la Escuela, había en parte desaparecido.

Gracias a los muchos precursores que hay detrás de este gran proyecto, sin cuyo trabajo la realización de este TFM no hubiera sido posible. La complejidad y profundidad del código empleado sólo es posible gracias a que he caminado a *hombros de gigantes*.

Gracias a Elena, por estar siempre ahí para todo lo que haga falta y por ser la compañera perfecta. Por darme todo lo que he necesitado en cada momento de mi vida. Sin ella, no tengo ninguna duda de que no lo hubiera conseguido. Espero poder devolverle en el futuro una pequeña parte de lo que ella me ha dado a mí durante estos años.

Gracias a todos los compañeros que han compartido carrera conmigo, tanto en la etapa de Grado como en la de Máster. Mención aparte merecen tres personas que han sido importantes durante estos dos últimos años: Sergio, Alberto y Ramón. Estaré agradecido por las largas charlas y las omnipresentes sonrisas. Sin vosotros no hubiera sido posible.

Gracias a mis amigos de La Palma, en especial a Jony, Ángel y Jose, por hacer que mis estancias en casa sean divertidas y alegres. También gracias a Fran, cuyo ánimo siempre se contagia. Cómo no, gracias también a Pablo, de quien siempre se aprende algo y se escucha una palabra amable, y al que deseo la mayor de las suertes en la nueva aventura que ahora comienza.

Gracias a todos los compañeros que he tenido durante mis prácticas en Urbaser, en especial a Rosa, Ramón, María, Cristina, Nuria y Adina, mi compañera de *isla*. He aprendido mucho de todos ellos, y espero que pueda seguir aprendiendo en el futuro, tanto en el ámbito personal como profesional.

Gracias al Erasmus, experiencia increíble que me ha deparado grandes momentos, y del que me llevo buenos amigos. Mención especial se merecen Misael y Adrián, a los cuales siempre relacionaré con esta bonita época. De nuevo gracias también a Sergio, que compartió conmigo parte de la experiencia y que fue mi compañero de fatigas y de muchas más cosas.

Por último, gracias a toda mi familia por creer siempre en mí y apoyarme en los buenos y en los malos momentos. En especial, recuerdo una frase que siempre me decía mi padre en los momentos complicados: “... y después, a reírse de los peces de colores”.

A todos, gracias.

ÍNDICE

ÍNDICE	I
ÍNDICE DE FIGURAS.....	V
ÍNDICE DE TABLAS	IX
RESUMEN EJECUTIVO.....	11
1. INTRODUCCIÓN Y OBJETIVOS.....	15
1.1. Introducción y motivación.....	16
1.2. Marco y objetivos	18
1.3. Estructura del documento	20
1.4. Impactos y responsabilidades	21
1.4.1. Valoración del impacto medioambiental	21
1.4.2. Valoración del impacto socio-económico.....	24
1.4.3. Informe de responsabilidad social	25
2. ESTADO DEL ARTE	27
2.1. La demanda eléctrica en la España peninsular	28
2.2. Factores que influyen en la predicción de la demanda eléctrica.....	33
2.3. Estacionalidad de la demanda eléctrica	39
2.3.1. Evolución temporal de la demanda de energía eléctrica	40
2.3.1.1. Evolución de la demanda anual.....	40
2.3.1.2. Evolución de la demanda mensual.....	41
2.3.1.3. Evolución de la demanda diaria.....	43
2.3.1.4. Evolución de la demanda horaria	44
2.4. Introducción al mercado eléctrico en España.....	47
2.4.1. El precio de la electricidad en España.....	52
3. MODELADO DE LA PREDICCIÓN DE LA DEMANDA DE ENERGÍA ELÉCTRICA	57

3.1.	Introducción al modelado de la predicción de energía eléctrica	58
3.2.	Programa principal.....	58
3.2.1.	Funcionamiento general del programa	58
3.2.1.1.	Modelado general.....	59
3.2.1.2.	Modelado de la temperatura.....	61
3.2.1.3.	Modelado de los días festivos	62
3.2.1.4.	Periodos	63
3.2.2.	Modelo matemático ARIMA.....	64
3.2.2.1.	Modelo Reg-ARIMA para la demanda eléctrica	64
3.2.2.2.	Modelización de la temperatura.....	65
3.2.2.3.	Modelización de los días especiales.....	66
3.2.2.4.	Corrección.....	68
3.2.2.5.	Corrección horaria	69
3.2.2.6.	Predicciones.....	71
3.2.3.	Variables de salida del programa	72
4.	DESARROLLO DEL TRABAJO	75
4.1.	Descripción del problema.....	76
4.2.	Desarrollo del software	76
4.2.1.	Programa para el estudio de errores	76
4.2.1.1.	Definición de valores anómalos.....	78
4.2.1.2.	Estudio de las diferencias de temperatura entre días consecutivos.....	82
4.2.1.3.	Estudio de los gradientes de los incrementos de temperatura.....	91
4.2.1.4.	Representación de las demandas previstas por el programa y las demandas reales para los días anómalos nivel 2	97
4.2.2.	Programa para la lectura de temperaturas	99
4.2.2.1.	Corrección de celdas vacías.....	105
4.2.2.2.	Media de temperaturas para cada localización.....	108

5. RESULTADOS, CONCLUSIONES Y LÍNEAS FUTURAS.....	113
5.1. Resultados extraídos del programa para el estudio de errores	114
5.1.1. Incrementos de temperatura entre días consecutivos	114
5.1.2. Incrementos acumulados de temperatura	116
5.1.3. Gradiente de los incrementos de temperatura.....	119
5.2. Solución propuesta	122
5.3. Conclusiones	125
5.4. Líneas futuras	126
6. PLANIFICACIÓN TEMPORAL Y PRESUPUESTO	127
6.1. Equipo de trabajo.....	128
6.2. Estructura de descomposición del proyecto (EDP)	129
6.3. Diagrama de Gantt.....	131
6.4. Presupuesto.....	135
6.4.1. Costes de desarrollo y personal	135
6.4.2. Costes de material	135
6.4.3. Costes totales	136
7. ANEXOS.....	139
7.1. Matriz de ECh de la muestra.....	140
7.2. Gráficos de ECM para todas las horas y todos los días de la muestra.....	140
7.3. Gráficos de demanda prevista y demanda real de la muestra.....	153
7.4. Gráficos de diferencias entre demandas reales y demandas previstas para los días con alto ECMd de la muestra.....	154
7.5. Resultados obtenidos por el programa para estudio de errores para incrementos de temperatura entre días consecutivos	160
7.6. Resultados obtenidos por el programa para estudio de errores para incrementos acumulados de temperatura	160
7.7. Resultados obtenidos por el programa para el estudio de errores para los gradientes de incrementos de temperatura	163

7.8. Resultados de la simulación del programa principal ajustando los parámetros ajustes.Tmax_y_Tmin y ajustes.desdobleTemperaturas	170
8. FUENTES Y BIBLIOGRAFÍA.....	179

ÍNDICE DE FIGURAS.

Figura 1: Distribución geográfica de las diez localizaciones	18
Figura 2: Cobertura máxima y mínima con hidráulica, eólica y solar en 2015 (%). Fuente: REE	22
Figura 3: Estructura de la generación de la energía renovable peninsular en 2015. Fuente: REE.....	23
Figura 4: Emisiones de CO ₂ asociado a la generación eléctrica nacional. Fuente: REE.....	23
Figura 5: Estructura de la generación eléctrica peninsular en 2015. Fuente: REE.....	28
Figura 6: Evolución de la energía no renovable peninsular, en GWh. Fuente: REE	29
Figura 7: Evolución de la demanda eléctrica peninsular durante el período 1998-2015. Fuente: REE.....	29
Figura 8: Variación anual de la demanda peninsular y el PIB. Fuente: REE	30
Figura 9: Evolución mensual de la demanda eléctrica peninsular [GWh]. Fuente: REE.....	34
Figura 10: Evolución mensual de las temperaturas máximas. Fuente: REE	35
Figura 11: Evolución de las temperaturas comparadas con la media histórica. Fuente: REE	35
Figura 12: Demanda real a las 12:00 horas todos los días de la semana del 12/09/2016 al 18/09/2016. Fuente: elaboración propia a partir de datos reales de demanda.....	36
Figura 13: Componentes del crecimiento de la demanda peninsular. Fuente: REE.....	37
Figura 14: Evolución anual del IRE. Fuente: REE	37
Figura 15: Evolución de la demanda energética peninsular en los últimos años. Fuente: REE	41
Figura 16: Evolución mensual de la demanda de energía eléctrica peninsular. Fuente: REE	42
Figura 17: Demanda real en la España peninsular para el periodo comprendido entre el 12/09/2016 y el 18/09/2016. Fuente: Elaboración propia a partir de datos reales de demanda	43
Figura 18: Curva de carga del día 21/07/2015.....	44

Figura 19: Curva de carga del día 04/02/2015.....	44
Figura 20: Curva de carga para el día 18/05/2016. Fuente: REE	46
Figura 21: Mercados y procesos del MIBEL en el tiempo. Fuente: OMIE / Elaboración propia	49
Figura 22: Curvas agregadas de oferta y demanda de energía eléctrica. Fuente: OMIE / Elaboración propia	50
Figura 23: Intercambios internacionales de energía (TWh). Fuente: REE	51
Figura 24: Curvas características de potencia mecánica de una turbina para diferentes niveles de potencia de referencia, para una frecuencia determinada.	53
Figura 25: Niveles del control automático de la generación de energía.	53
Figura 26: Demanda a las 12:00 h de la semana del 18/05/2015 al 24/05/2015.....	59
Figura 27: Demanda real para el día 18/05/2015.....	60
Figura 28: Modelo de regresión no lineal de la temperatura en función de la demanda.....	61
Figura 29: Horizontes de predicción y de estimación considerados por el programa.....	63
Figura 30: Matriz de correlaciones del vector residuos	70
Figura 31: Representación gráfica de la matriz de autocorrelación ε_t y $\varepsilon_t - 1$	71
Figura 32: Errores desagregados por mes	72
Figura 33: Código para el cálculo y dibujo de los EC y ECM (I).....	77
Figura 34: Código para el cálculo y dibujo de los EC y ECM (II).....	78
Figura 35: Código para dibujar los ECMd y almacenar los valores anómalos (I)	79
Figura 36: Código para dibujar los ECMd y almacenar los valores anómalos (II)	80
Figura 37: ECMd con área para la muestra considerada. Los anómalos nivel 1 están representados en color verde, mientras que los anómalos nivel 2 están representados en color azul.	81
Figura 38: ECMd con línea simple la muestra considerada. Los anómalos nivel 1 están representados en color verde, mientras que los anómalos nivel 2 están representados en color azul.	82
Figura 39: Código para cargar los datos de temperatura y demanda, y ajustar a la muestra deseada	83
Figura 40: Código para incrementos e incrementos acumulados de temperaturas (I)	84

Índice

Figura 41: Código para incrementos e incrementos acumulados de temperaturas (II)	85
Figura 42: Código para incrementos e incrementos acumulados de temperaturas (III).....	86
Figura 43: Código para incrementos e incrementos acumulados de temperaturas (IV)	87
Figura 44: Código para incrementos e incrementos acumulados de temperaturas (V)	88
Figura 45: Código para incrementos e incrementos acumulados de temperaturas (VI)	89
Figura 46: Código para incrementos e incrementos acumulados de temperaturas (VII)	90
Figura 47: Código para incrementos e incrementos acumulados de temperaturas (VIII)	91
Figura 48: Código para los incrementos de los gradientes de temperatura (I)	92
Figura 49: Código para los incrementos de los gradientes de temperatura (II)	93
Figura 50: Código para los incrementos de los gradientes de temperatura (III)	94
Figura 51: Código para los incrementos de los gradientes de temperatura (IV).....	95
Figura 52: Código para los incrementos de los gradientes de temperatura (V).....	96
Figura 53: Código para exportar a hojas de Excel los resultados obtenidos (I).....	96
Figura 54: Código para exportar a hojas de Excel los resultados obtenidos (II).....	97
Figura 55: Código implementado para calcular las demandas reales y previstas (I).....	97
Figura 56: Código implementado para calcular las demandas reales y previstas (II).....	98
Figura 57: Código para identificar las localizaciones y almacenar datos de temperatura (I) .	99
Figura 58: Código para identificar las localizaciones y almacenar datos de temperatura (II)	100
Figura 59: Código para identificar las localizaciones y almacenar datos de temperatura (III)	101
Figura 60: Código para identificar las localizaciones y almacenar datos de temperatura (IV)	102
Figura 61: Código para identificar las localizaciones y almacenar datos de temperatura (V)	103
Figura 62: Código para identificar las localizaciones y almacenar datos de temperatura (VI)	104
Figura 63: Código para identificar las localizaciones y almacenar datos de temperatura (VII)	105

Figura 64: Código para la corrección de celdas vacías (I)	105
Figura 65: Código para la corrección de celdas vacías (II)	106
Figura 66: Código para la corrección de celdas vacías (III)	107
Figura 67: Código para la corrección de celdas vacías (III)	108
Figura 68: Código para el cálculo de la media de las temperaturas (I)	108
Figura 69: Código para el cálculo de la media de las temperaturas (II)	109
Figura 70: Código para el cálculo de la media de las temperaturas (III)	110
Figura 71: Código para el cálculo de la media de las temperaturas (IV)	111
Figura 72: Incremento de temperatura entre días consecutivos para Tmin.....	115
Figura 73: Incremento de temperatura entre días consecutivos para Tmax.....	116
Figura 74: Incremento acumulado de temperatura entre dos días consecutivos para Tmax	118
Figura 75: Incremento acumulado de temperatura entre dos días consecutivos para Tmin.....	119
Figura 76: Gradiente de los incrementos acumulados de Tmax	121
Figura 77: Gradiente de los incrementos acumulados de Tmin	122
Figura 78: ECM por horas para la muestra analizada.....	124
Figura 79: ECM por meses para la muestra analizada	124
Figura 80: ECM totales para la muestra analizada	125
Figura 81: Equipo de trabajo	128
Figura 82: Diagrama de Gantt (I).....	131
Figura 83: Diagrama de Gantt (II).....	133
Figura 84: Costes totales.....	137

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Emisiones de CO ₂ asociadas a la generación anual peninsular. Fuente: REE	22
Tabla 2: Distribución mensual de la demanda de energía eléctrica. Fuente: REE	42
Tabla 3: Costes de desarrollo y personal	135
Tabla 4: Costes de material.....	136
Tabla 5: Costes totales.....	136

RESUMEN EJECUTIVO

PALABRAS CLAVE: *Modelado de la predicción de la demanda de energía eléctrica, lector de temperaturas, modelado de temperaturas, incrementos acumulados de temperatura, gradientes de los incrementos acumulados de temperatura, mercado eléctrico, error cuadrático, error cuadrático medio.*

La **energía eléctrica** se ha convertido en el eje motriz sobre el que gira nuestra vida cotidiana, nuestra sociedad. Las personas que habitan en los países desarrollados utilizan la energía eléctrica para casi cualquier actividad relacionada con su día a día, desde encender una luz hasta cargar un teléfono móvil, pasando por el uso de todo tipo de electrodomésticos o la posibilidad de acceder a internet. Esta **dependencia social de la energía eléctrica** se ha acentuado en los últimos años permitiendo, junto con el florecimiento y desarrollo de la electrónica de potencia, la implantación y el uso de manera definitiva de aquella en la sociedad contemporánea.

El gran **problema** de la energía eléctrica radica en que **tiene que ser generada casi a la vez que es consumida**. Esto es debido a que, en la actualidad, no se dispone de ningún dispositivo almacenador de energía eléctrica a gran escala, que cumpla con las especificaciones de permitir obtener una gran densidad de potencia, al tiempo que se alcanza una gran densidad de energía. Según el diagrama de Ragone, los únicos dispositivos hipotéticos capaces de hacer esto serían supercondensadores de gran capacitancia, tecnología que se encuentra a día de hoy en fase de desarrollo. Por tanto, a excepción de los elementos pasivos que tienen capacidad para almacenar pequeñas cantidades de energía en la red (bobinas y condensadores), el sistema carece de grandes almacenadores de energía.

Así, a día de hoy es necesario que la demanda eléctrica sea satisfecha de forma instantánea, o lo que es lo mismo, que **la energía consumida sea igual a la energía generada** en cada instante. Sea antoja fundamental el disponer de un sistema robusto y fiable que permita predecir, dentro de márgenes de error aceptables, la cantidad total de energía eléctrica que deberá ser cubierta por el sistema en cada instante de tiempo.

Por tanto, para posibilitar el correcto funcionamiento del sistema eléctrico en su conjunto, es necesario no solamente conocer en cada momento la demanda del sistema y tener capacidad instalada y operativa para satisfacerla, sino **anticiparse a esa demanda instantánea**, desarrollando un modelo de predicción de la demanda que se antoja básico para la operación correcta y eficiente del sistema eléctrico.

De esta forma, el operador de una red eléctrica, con el objetivo de gestionar adecuadamente su sistema de reservas y optimizar los flujos de energía en función de la demanda, precisa de una predicción de la demanda real. Con este objetivo, el Laboratorio de Estadística de la Escuela Técnica Superior de Ingenieros Industriales de la Universidad Politécnica de Madrid ha desarrollado un programa para la predicción de la demanda de energía eléctrica, al que en este Trabajo se le ha denominado como **programa principal**.

Las limitaciones impuestas por la tecnología actual y sus restricciones a la hora de almacenar la energía, hacen necesaria la creación de un mercado eléctrico altamente competitivo e instantáneo, en el que el factor económico adquiere un peso fundamental. A la hora de realizar una predicción, es inherente la comisión de errores, por lo que el **objetivo** primordial de este Trabajo de investigación es **minimizar estos errores** y, de esa manera, incurrir en última instancia en el **ahorro de una cantidad considerable tanto de recursos materiales como económicos**.

Como datos de entrada, el *programa principal* recibe los **históricos de demanda de energía eléctrica y de temperatura** de diez localizaciones de la España peninsular, facilitados por el operador del sistema y el proveedor de información meteorológica respectivamente. En total, se ha empleado una muestra de 637 días. El programa utiliza el **modelo matemático Reg-ARIMA** de polinomios autorregresivos integrados, para posteriormente predecir la demanda a corto plazo. El corto horizonte de predicción y las características particulares de la serie invitan a la construcción de 24 modelos univariantes, uno para cada hora de cada día de la muestra escogida. Como variables de salida del *programa principal*, que se utilizan para el desarrollo del Trabajo en sí, se tienen la fecha y la demanda prevista y real para la fecha en cuestión.

El modelo contempla las dos **variables explicativas** de mayor influencia en el comportamiento de la demanda a corto plazo, a saber, el **efecto calendario** y la **temperatura**. Para estudiar con la mayor precisión posible los errores cometidos, en este Trabajo se ha analizado de manera exhaustiva y profunda el comportamiento de la **temperatura**.

Con este objetivo se ha implementado desde cero un programa en Matlab que analiza el comportamiento de las temperaturas de la muestra escogida, y que se ha denominado **programa para el estudio de errores**. Con este programa se realizan las siguientes funciones:

- A partir de los datos de salida del *programa principal*, se calculan los errores cuadráticos, errores cuadráticos horarios, errores cuadráticos medios, etc. para la muestra analizada. Se representan y almacenan las variables que se consideran significativas.
- Con el objetivo de poder extraer los datos de temperatura de los archivos proporcionados por el proveedor de información meteorológica, se ha desarrollado un software en Matlab llamado **programa para la lectura de temperaturas**. Este programa también realiza la corrección de las celdas vacías encontradas en los datos proporcionados.
- Partiendo de los errores calculados y los datos de temperaturas proporcionados, se analiza la relación existente entre los días con un alto error cuadrático medio (ECM) y las temperaturas existentes en esos días, definiendo días con valores *anómalos de nivel 1* y días con valores *anómalos de nivel 2*.
- El programa analiza la relación entre días con alto ECM (anómalos de nivel 1 o nivel 2) y tres variables:
 - **Incrementos de temperatura** entre el día en curso y el día anterior.

- **Incrementos acumulados de temperatura**, que se define como la diferencia acumulada relativa de temperatura entre el día en curso y los dos días anteriores.
- **Gradientes de los incrementos acumulados de temperatura**, que se define como la derivada del incremento acumulado de temperatura, la *velocidad relativa* con la que la temperatura cambia entre días.
- El programa también representa las gráficas de estas variables analizadas, además de otras variables que se consideran interesantes, como la demanda prevista y real en los días con valores de ECM *anómalos de nivel 2* y el día anterior y siguiente.

A partir de las simulaciones realizadas con el *programa de para el estudio de errores*, se extraen las siguientes conclusiones:

- **Los errores encontrados** entre la predicción de la demanda realizada por el programa principal y la demanda real **se explican por los incrementos de temperatura, los incrementos acumulados de temperatura y los gradientes de dichos incrementos acumulados**.
- Analizando todas estas variables **se pueden explicar todos los valores con errores cuadráticos medios anómalos** encontrados en la muestra.

Finalmente, partiendo de las conclusiones obtenidas por las simulaciones del *programa para el estudio de errores*, se propone una solución para minimizar los mismos y obtener mejores predicciones de la demanda, que se desglosa en dos vertientes, a saber:

- **Uso de las temperaturas máximas de cada localización a la hora de realizar las predicciones.** En el programa principal, se implementa el código basado en el modelo ARIMA descrito en este documento, de tal manera que el modelo tenga en cuenta no sólo las temperaturas mínimas para una determinada localización a la hora de realizar las predicciones de demanda de energía eléctrica, sino también las temperaturas máximas. Esto se consigue ajustando el parámetro `ajustes.Tmax_y_Tmin` al valor `true`.
- **Desdoble de predicciones por días de la semana.** Como ya se ha comentado anteriormente en este documento, la demanda no es la misma a lo largo de todos los días de la semana, existiendo importantes diferencias dependiendo del día de la semana para el que se realice la predicción. Como el modelo ARIMA tiene en cuenta la continuidad tanto horaria como diaria en sus variantes de corrección y corrección horaria, es importante que los datos de partida de las mismas sean correctos, para garantizar una predicción con un error minimizado. Por tanto, se *desdobla* la semana en dos tipos de días: los fines de semana - y festivos – (sábado y domingo) y los días laborables (de lunes a viernes). Esto se consigue ajustando el parámetro `ajustes.desdobleTemperaturas` al valor `true`.

Como líneas de investigación futuras, se proponen fundamentalmente dos vertientes a explorar:

- **Implementación de un bloque de regresión no lineal para el modelado de temperatura** en el *programa principal*, de manera que se tengan en cuenta los resultados proporcionados por el análisis de temperaturas que se ha hecho en este documento, especialmente los incrementos acumulados de temperatura y los gradientes de dichos incrementos acumulados.
- **Mejora del bloque ajustes.desdobleTemperaturas** del *programa principal*, distinguiendo también entre diferentes días laborables, ya que no todos presentan el mismo perfil de demanda, que entre otras variables depende de la condición del día anterior al que se pretende predecir.

En **conclusión**, se ha realizado un estudio pormenorizado de la influencia de la variable *temperatura* en la predicción de la demanda de energía eléctrica, encontrando las explicaciones de su influencia en los incrementos de temperatura, los incrementos acumulados de temperatura y los gradientes de los incrementos acumulados de temperatura. Finalmente, se han propuesto dos soluciones para la mejora de las predicciones, basadas en el uso de temperaturas máximas en el modelo, además del uso de las temperaturas mínimas, y en el desdoble de predicciones por días de la semana. Como líneas de investigación futuras se ha propuesto la implementación de un bloque de regresión no lineal para el modelado de temperatura y la mejora del bloque `ajustes.desdobleTemperaturas` del *programa principal*.

1.INTRODUCCIÓN Y OBJETIVOS

1.1. Introducción y motivación

A día de hoy, la energía eléctrica se ha convertido en el eje motriz sobre el que gira nuestra vida cotidiana, nuestra sociedad. Las personas que habitan en los países desarrollados utilizan la energía eléctrica para casi cualquier actividad relacionada con su día a día, desde encender una luz hasta cargar un teléfono móvil, pasando por el uso de todo tipo de electrodomésticos o la posibilidad de acceder a internet. Esta dependencia social de la energía eléctrica se ha acentuado en los últimos años permitiendo, junto con el florecimiento y desarrollo de la electrónica de potencia, la implantación y el uso de manera definitiva de aquélla en la sociedad contemporánea.

Es innegable que el gran crecimiento que ha experimentado la sociedad, especialmente en la segunda mitad del siglo XX, ha sido motivado por la expansión y la generalización del uso de la energía eléctrica, junto con el desarrollo e implementación de la electrónica de potencia. Todo esto ha acompañado a un incremento considerable del nivel de vida de la población, así como de los estándares de los países desarrollados. Indudablemente, todo este crecimiento generalizado y, a veces, poco controlado del uso de energía eléctrica ha desembocado en un aumento de la complejidad del sistema eléctrico, de la red en sí misma.

El gran problema de la energía eléctrica radica en que tiene que ser generada casi a la vez que es consumida. Esto es debido a que, en la actualidad, no se dispone de ningún dispositivo almacenador de energía eléctrica a gran escala, que cumpla con las especificaciones de permitir obtener una gran densidad de potencia, al tiempo que se alcanza una gran densidad de energía. Según el diagrama de Ragone, los únicos dispositivos hipotéticos capaces de hacer esto serían supercondensadores de gran capacitancia, tecnología que se encuentra a día de hoy en fase de desarrollo. Por tanto, a excepción de los elementos pasivos que tienen capacidad para almacenar pequeñas cantidades de energía en la red (bobinas y condensadores), el sistema carece de grandes almacenadores de energía, que aportarían no sólo flexibilidad al sistema utilizando la energía a demanda cuando fuera necesario, sino la posibilidad del empleo de fuentes de energía renovables para cubrir un porcentaje de demanda mucho mayor del que permite cubrir la tecnología en la actualidad.

Así, a día de hoy es necesario que la demanda eléctrica sea satisfecha de forma instantánea, o lo que es lo mismo, que la energía consumida sea igual a la energía generada en cada instante. Sea antoja fundamental el disponer de un sistema robusto y fiable que permita predecir, dentro de márgenes de error aceptables, la cantidad total de energía eléctrica que deberá ser cubierta por el sistema en cada instante de tiempo.

Por tanto, para posibilitar el correcto funcionamiento del sistema eléctrico en su conjunto, es necesario no solamente conocer en cada momento la demanda del sistema y tener capacidad instalada y operativa para satisfacerla, sino *anticiparse* a esa demanda instantánea, desarrollando un modelo de predicción de la demanda que se antoja básico para la operación correcta del sistema eléctrico.

El uso de esta tecnología permitiría, como ya se ha comentado, el uso más extensivo e intensivo de la energía renovable en la producción de electricidad. Esto repercute de forma directa en la imagen positiva que las empresas proyectan sobre la sociedad, que cada vez adquiere un papel más importante en el día a día de las organizaciones. Por ello, las empresas del sector eléctrico apuestan cada vez más por la sostenibilidad y la eficiencia energética, así como por un consumo responsable de los recursos y el respeto al medio ambiente. Por tanto, la implementación y puesta en marcha de la mencionada tecnología de predicción produciría, en última instancia, unos efectos enormemente beneficiosos para el planeta y la sociedad en su conjunto.

Las limitaciones impuestas por la tecnología actual y sus restricciones a la hora de almacenar la energía, hacen necesaria la creación de un mercado eléctrico altamente competitivo e instantáneo, en el que el factor económico adquiere un peso fundamental. A la hora de realizar una predicción, es inherente la comisión de errores, por lo que el objetivo primordial del presente trabajo es minimizar estos errores y, de esa manera, incurrir en última instancia en el ahorro de una cantidad considerable tanto de recursos materiales como económicos.

En el año 1987 se creó en España el *Proyecto INDEL*, cuya finalidad no era otra sino realizar un estudio pormenorizado y detallado de la demanda eléctrica en el país, así como de su comportamiento histórico y factores por la que podría verse afectada. También tenía como objetivo tratar de predecir el comportamiento futuro de la misma mediante modelos de previsión de demanda, facilitando de este modo la interacción entre los distintos actores que toman parte en la subasta eléctrica. Someramente, se puede concluir que el proyecto estaba enfocado a reducir la incertidumbre sobre la demanda eléctrica en la totalidad del país en cada momento.

En conclusión, se antoja fundamental el desarrollo de un modelo de predicción de la demanda eficaz y eficiente, así como preciso. En el presente trabajo se aborda el tema de los días con unos errores entre la demanda estimada y la demanda real especialmente elevados, los factores desencadenantes y las posibles soluciones a este problema.

1.2. Marco y objetivos

El presente Trabajo de Fin de Máster se enmarca dentro de las aplicaciones para la correcta predicción de la demanda del sistema eléctrico, concretamente en la identificación de factores que afecta a la previsión de la demanda eléctrica peninsular de un modo especialmente significativo, y la posterior implementación de un algoritmo que corrija estas imprecisiones.

El principal sector al que afecta el presente Trabajo es al de la gestión económica y técnica del sistema eléctrico español, actividades que desarrollan tanto la Compañía Operadora del Mercado Español de Electricidad (en adelante, OMEL) como Red Eléctrica de España (en adelante, REE).

Por tanto, el principal objetivo de este Trabajo es, primeramente, la identificación de los factores que afectan de manera significativa a la predicción de la demanda en la España peninsular y la implementación de un algoritmo que permita reducir la influencia de estos factores en el error producido entre la demanda prevista y la demanda real del sistema.

Inicialmente, se dispone de datos meteorológicos procedentes de diez ubicaciones diferentes dentro de la España peninsular, a saber: Barcelona, Bilbao, Cáceres, Madrid, Málaga, Murcia, Oviedo, Sevilla, Valencia y Zaragoza.



Figura 1: Distribución geográfica de las diez localizaciones

Se dispone de los datos para cada una de las 24 horas del día de cada una de las localizaciones, proporcionando valores de presión, temperaturas máximas y mínimas, etc.

Con los datos anteriores se ha elaborado un complejo programa de simulación y predicción con la herramienta MATLAB, basándose en el modelo teórico estadístico ARIMA y en diversos factores como la temperatura, las festividades locales y nacionales, los cambios horarios, las huelgas, la estacionalidad, etc. Todo esto será descrito de forma concisa y profunda en posteriores capítulos de este Trabajo.

Introducción y objetivos

Con toda esta información y una vez ejecutado el programa, éste arroja fundamentalmente datos de errores entre la predicción de la demanda y la demanda real para cada día y hora de la muestra escogida.

Se ha observado que existen días especialmente problemáticos, en los que el error cuadrático medio diario (en adelante, ECMd) existente entre la demanda real y la demanda prevista rebasa los límites estadísticos admisibles¹ establecidos como referencia. Para estos días, dado lo elevado del ECMd correspondiente, la predicción efectuada por el programa no es buena, con las graves consecuencias que ello acarrea para todos los actores involucrados en el sistema.

Por tanto, como punto de partida, caben hacerse tres preguntas:

- ¿Qué factores se revelan como influyentes en la existencia de este elevado ECMd?
- Con los datos de los que se dispone, ¿es posible la identificación y corrección de los mismos?
- ¿Es posible anticiparse a dichos factores?

El objetivo de este Trabajo se basa tanto en dar respuesta a esas preguntas y otras que surgen de la inmediata respuesta a las mismas, como en si es posible la implementación de una solución en el entorno MATLAB y, en caso afirmativo, implementarla.

¹ Límites admisibles establecidos de acuerdo a la siguiente fórmula: $3 \cdot S(ECMd) + \overline{ECMd}$, donde S es la desviación estándar de la muestra de datos escogida.

1.3. Estructura del documento

El presente documento comienza con un *Resumen ejecutivo* del mismo, donde se realiza una síntesis de los aspectos más importantes del Trabajo y los principales resultados y conclusiones extraídas a la finalización del mismo, cosa que permite al lector hacerse una idea general del desarrollo del proyecto.

El documento se divide en seis capítulos y un apartado de anexos, a saber:

- Capítulo 1. Se realiza una breve introducción al tema tratado en el presente Trabajo, con especial énfasis en las motivaciones del mismo y su importancia técnica, económica y medioambiental, así como una mención a los objetivos que se persiguen, la estructura del documento y la responsabilidad social detrás del proyecto.
- Capítulo 2. En este capítulo se realiza una revisión del estado del arte del tema abordado, comenzando con una introducción al tema de la demanda eléctrica en territorio peninsular, la estacionalidad de la misma, una introducción al mercado eléctrico español.
- Capítulo 3. Se aborda una explicación pormenorizada del funcionamiento del módulo principal del programa de predicción empleado en este Trabajo, así como del modelo matemático detrás del mismo. Por último, se presentan las variables de salida del programa principal que se usan en el desarrollo del software principal.
- Capítulo 4. Se redacta el proceso seguido durante el desarrollo del Trabajo, haciendo especial énfasis en la explicación pormenorizada de los dos programas principales desarrollados en el proyecto.

Capítulo 5. Se exponen los resultados conseguidos con la implementación del nuevo código en el programa principal, con especial énfasis en la identificación de errores entre la demanda prevista y la demanda real, la comprobación y explicación de las hipótesis detrás de los factores que influyen en la comisión de errores, y finalmente la implementación de una solución al problema. También se describen las posibles líneas de actuación futuras.

- Capítulo 6. Se presenta la planificación temporal del Trabajo y el presupuesto del mismo, así como la descripción del equipo que ha intervenido en el desarrollo del proyecto y su estructura de descomposición.
- Capítulo 7. Contiene los anexos del Trabajo, con diferentes figuras de interés.
- Capítulo 8: Contiene las fuentes y bibliografía empleadas en el desarrollo del Trabajo.

1.4. Impactos y responsabilidades

1.4.1. Valoración del impacto medioambiental

El tema tratado en el presente Trabajo tiene una relación directa e importante con la cantidad de demanda eléctrica presente en cada momento en el territorio peninsular y, por ende, en la cantidad de energía producida en cada momento de cada día del año. Con la implementación del algoritmo propuesto para la mejora en la predicción, se reducen considerablemente los errores entre demanda prevista y demanda real, lo que repercute positivamente para que la cantidad de energía producida en cada momento se aproxime al óptimo necesario, lo cual tiene un impacto indirecto en el medio ambiente nada desdeñable.

Debido al hecho de que la energía eléctrica forma parte fundamental de la vida de un ser humano occidental corriente, es importante la adecuada coordinación entre el operador del sistema eléctrico (para garantizar la seguridad y totalidad del suministro necesario en cada momento) y el sistema de producción de energía, así como de éstos con la red de transporte y las redes de distribución.

La magnitud y el rango de impactos medioambientales que se producen varían de manera considerable dependiendo de los tipos de centrales que se encuentren operando en cada momento, así como de otros factores aleatorios que, normalmente, escapan a la capacidad de predicción y anticipación del sistema.

Para optimizar en la medida de lo posible la generación eléctrica, se establece el tipo de centrales que deben entrar en funcionamiento en cada momento en base a la elaboración de una correcta planificación energética, basada en los recursos disponibles en cada momento y donde tiene un fuerte impacto una correcta y precisa previsión de demanda eléctrica.

La planificación energética persigue varios objetivos, entre los cuales destacan la reducción de costes, la eficiencia energética y la garantía de suministro eléctrico, así como la diversidad de fuentes utilizadas de entre las disponibles en cada momento, favoreciendo la inclusión en la generación de las energías renovables.

Para hacer posible este propósito, conviene realizar una breve explicación del funcionamiento del *pool* energético diario. Existen tres tipos de centrales:

- *Centrales de base*, que suministran la mayor parte de la energía y que operan de forma continua debido a su alta dificultad de regulación y alto coste de puesta en funcionamiento. Forman parte de este tipo de centrales las nucleares, las térmicas de alta potencia y las hidráulicas, además de los parques eólicos cuando las condiciones de operación sean óptimas, por tratarse de fuentes renovables.
- *Centrales de punta*, que se emplean periódicamente para satisfacer la demanda en situaciones donde ésta es máxima y en horas punta. Son instalaciones capaces de

ponerse en marcha y regularse en poco tiempo, siendo ejemplos típicos las hidráulicas y las térmicas con turbinas de gas, así como el resto de renovables.

- *Centrales de reserva*, que se destinan a cubrir, de forma total o parcial, la energía suministrada por las centrales de base en caso de escasez de las materias primas necesarias para la producción de energía en estos centros (tanto materias primas renovables como combustibles fósiles). En última instancia, entran en funcionamiento cuando se producen averías en las centrales de base y de punta. Entran en este grupo en España fundamentalmente las centrales de ciclo combinado y las térmicas de carbón.

	2015	2016	2017
Carbón	48.377.584	33.411.773	8.083.008
Fuel + Gas	0	0	0
Ciclo combinado	9.349.333	9.503.213	1.607.956
Térmica renovable	0	0	0
Térmica no renovable/Cogeneración y resto/Cogeneración	9.404.651	9.529.476	1.691.092
Residuos	716.969	748.551	127.335
Emisiones (tCO₂)	67.848.537	53.193.013	11.509.391
Factor de emisión de CO₂ (tCO₂/MWh)	0,267	0,214	0,262

Tabla 1: Emisiones de CO₂ asociadas a la generación anual peninsular. Fuente: REE

Debido a la aleatoriedad de la existencia de algunas materias primas como las energías renovables, la incertidumbre respecto a si se podrá cubrir o no la demanda con las tecnologías y la energía procedente de ese tipo de generación en un determinado instante de tiempo se multiplica. Además, factores externos tanto sociales como meteorológicos influyen de una manera negativa en una correcta previsión de la demanda real.

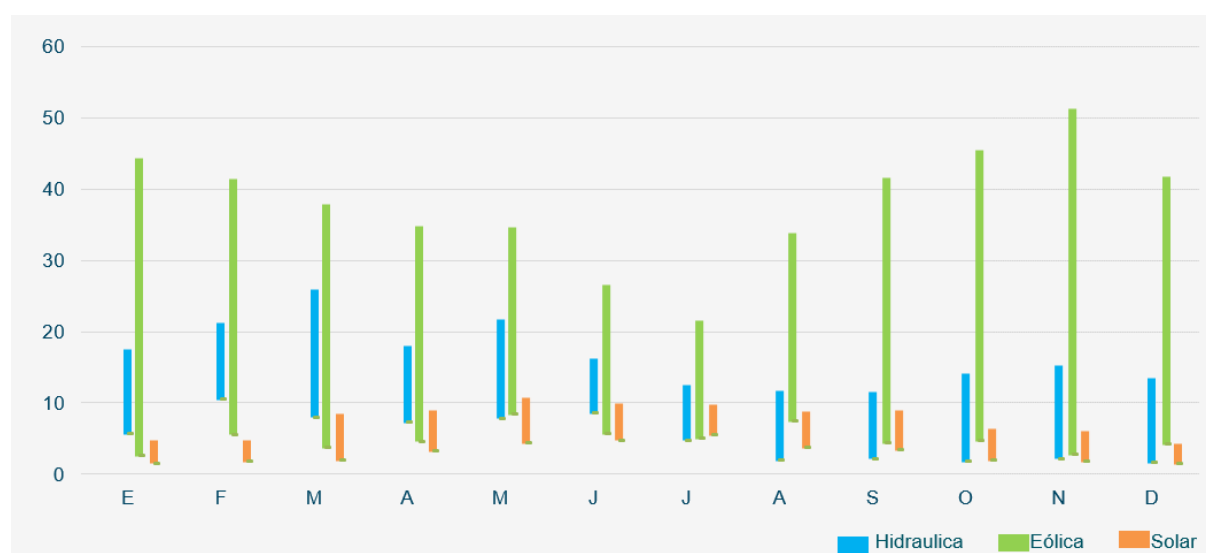


Figura 2: Cobertura máxima y mínima con hidráulica, eólica y solar en 2015 (%). Fuente: REE

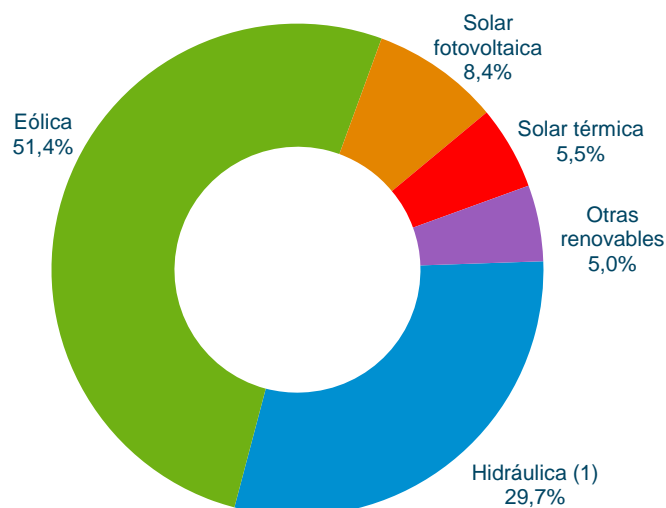


Figura 3: Estructura de la generación de la energía renovable peninsular en 2015. Fuente: REE

El objeto de este Trabajo es reducir la incertidumbre sobre la predicción de la demanda, para poder planificar de ese modo, en la medida de lo posible, la óptima utilización de los recursos naturales renovables disponibles en cada momento, reduciendo el impacto negativo de la producción de energía eléctrica en el medio ambiente, tanto directa como indirectamente.

Tal y como se muestra en la Figura 4, las emisiones de CO₂ derivadas de la generación eléctrica en España han aumentado en el año 2015, debido principalmente a la necesidad de contrarrestar la menor producción eólica e hidráulica con una mayor generación de carbón y ciclo combinado.

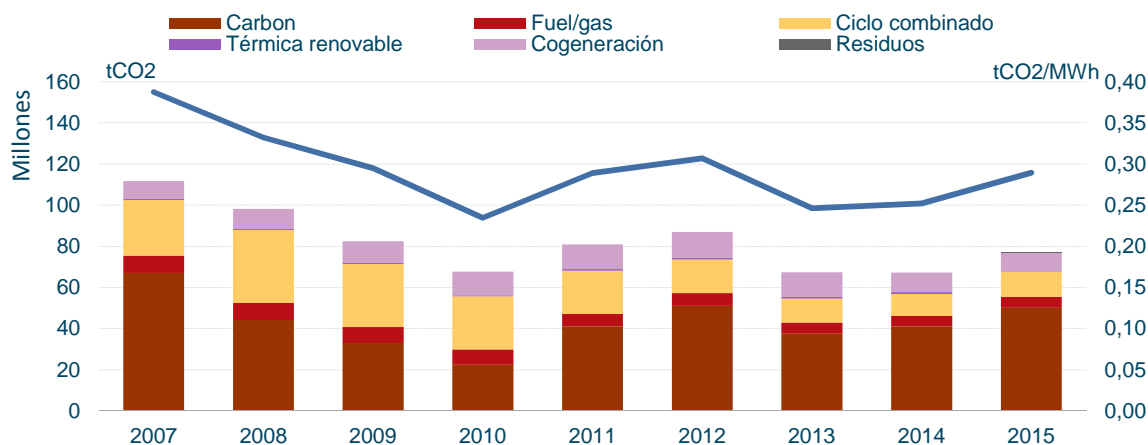


Figura 4: Emisiones de CO₂ asociado a la generación eléctrica nacional. Fuente: REE

Se puede destacar el papel de la energía eólica como fundamental, al representar el 51,4% del total de la producción de energía renovable peninsular. Según el Informe Anual de Red Eléctrica de España (en adelante, REE) del año 2015, el 29 de enero de ese año se registró un nuevo máximo histórico en la producción eólica peninsular instantánea, alcanzándose los 17.553 MW a las 19:27 horas. Asimismo, el 21 de noviembre de 2015, el 70,4% de la totalidad de la demanda peninsular fue cubierta con energía eólica, lo cual supone un gran reto para un sistema en el que el equilibrio entre la generación y la demanda ha de ser satisfecho de manera instantánea en todo momento.

1.4.2. Valoración del impacto socio-económico.

El principal impacto tanto social como económico de este Trabajo está relacionado, en última instancia, con el precio unitario de la energía eléctrica. Una operación más eficiente del sistema eléctrico, disminuyendo el error entre la previsión y la demanda, conduce necesariamente a una optimización de los medios disponibles y una minimización del precio unitario de la electricidad.

Para aportar al lector un poco más de conocimiento en este terreno, se remite al lector al Capítulo 2 de este Trabajo, donde se realiza una descripción pormenorizada de la factura eléctrica, ya que es un tema harto complejo en ocasiones, y donde se consideran varios factores ajenos a la producción de la electricidad propiamente dicha y que, en ocasiones, va más allá de un equilibrio simple entre oferta y demanda.

Esencialmente, una factura eléctrica consta de tres tipos de costes: los costes del mercado de producción de energía, los costes regulados y los impuestos.

Teniendo claro que siempre va a existir una discrepancia entre la demanda prevista por un modelo y la demanda real, la reducción del error entre una y otra tiene un efecto positivo e indudable en la reducción del precio unitario de la energía eléctrica, ya que muchos de los factores que influyen en ella (como, por ejemplo, la reserva de potencia adicional o el margen de comercialización) reducen su valor, abaratando el precio final de cara al usuario.

Actualmente, para garantizar el suministro eléctrico en todo momento, existen unas centrales de punta y de reserva cuyo objetivo es dar respuesta a demandas superiores a la prevista, debiendo estar en todo momento preparadas para ser sincronizadas con la red un número de generadores que no están produciendo electricidad de forma efectiva, pero que están en funcionamiento. El mantenimiento de estos generadores supone un coste, que afronta el usuario. En última instancia, si el error entre demanda real y prevista se minimiza de forma drástica, el número necesario de estos generadores también se minimizaría, por lo que al final el precio unitario de la electricidad decrecería en la misma proporción.

En resumen, existe una correlación positiva y directa entre una mejor predicción de la demanda y un menor precio unitario de la energía eléctrica.

1.4.3. Informe de responsabilidad social

El presente Trabajo de Fin de Máster cumple con los valores y principios recogidos en el Código Ético de la Escuela Técnica Superior de Ingenieros Industriales de la Universidad Politécnica de Madrid, comprometiéndose la totalidad de integrantes del equipo de trabajo del mismo a respetar dichos principios y valores.

Se han cumplido por parte del alumno los *principios básicos de compromiso con el aprendizaje*, a saber: compromiso e iniciativa con el aprendizaje propio, realización honesta del presente Trabajo y actitud respetuosa con compañeros, profesores y personal de administración y servicios. También se han cumplido los *principios básicos del compromiso con la enseñanza* por parte del tutor académico, a saber: facilitar y promover el aprendizaje del alumno, responder a las preguntas y dudas del alumno en relación a la realización del Trabajo y evaluar objetiva e imparcialmente la labor del alumno.

En el presente Trabajo se ha seguido la metodología propuesta por el Colegio Oficial de Ingenieros Industriales de Madrid (COIIM), recogida en el Código Deontológico de los Ingenieros Industriales del mencionado Organismo. Como profesión regulada de gran tradición e implantación en España, interfiriendo de forma directa o indirecta en múltiples aspectos del día a día de las personas, se antoja vital desarrollar y practicar una responsabilidad ética, social y profesional en relación a factores como el medio ambiente, la seguridad, el bienestar, la economía, el desarrollo tecnológico, etc., que la profesión demanda. Dichos principios, aplicados en el presente Trabajo, se resumen en los siguientes:

- Independencia ante presiones externas o informaciones de terceros no contrastadas por el autor del presente Trabajo o su tutor;
- Respeto a la legislación vigente en el momento de la elaboración de este Trabajo, utilizando los recursos disponibles o proporcionados únicamente para el adecuado desarrollo del mismo y nunca con fines lucrativos;
- Protección de la sociedad y del medio ambiente, contribuyendo a la sostenibilidad energética y medioambiental del entorno;
- Asunción de la responsabilidad en cuanto a las decisiones adoptadas y las actuaciones realizadas a lo largo de la elaboración del Trabajo, siendo éstas éticamente aceptables y técnicamente viables;
- Veracidad del documento;
- Divulgación del conocimiento extraído de la realización del Trabajo, en beneficio de la sociedad y de la profesión de ingeniero industrial;
- Confidencialidad de los datos aportados durante el desarrollo del Trabajo.

Como ya se ha comentado, el presente Trabajo aporta soluciones tecnológicas a un problema de gran impacto en el día a día de las personas, combinando las bases matemáticas y físicas que rigen el mundo para desarrollar una solución ingenieril que trata de dar respuesta al problema planteado. Por tanto, se puede concluir que contribuye positivamente a la sostenibilidad, tanto medioambiental como social y económica.

2. ESTADO DEL ARTE

2.1. La demanda eléctrica en la España peninsular

La energía eléctrica ha sido una de las principales fuerzas transformadoras de la sociedad contemporánea durante el siglo XX, con la llegada masiva de la electricidad a millones de hogares, permitiendo el uso de todo tipo de aparatos eléctricos y electrónicos que han cambiado el día a día de todas las personas. Aún a día de hoy, la energía eléctrica continúa transformando la sociedad contemporánea, siempre de mano de la electrónica (en especial de la electrónica de potencia en cuanto a aplicaciones industriales se refiere) en sectores tan punteros e interesantes como el de los vehículos eléctricos autónomos o las *smart grids* o redes inteligentes.

Actualmente, la electricidad es una necesidad, un factor que damos por descontado en nuestra vida cotidiana, ya que potencia enormemente nuestro funcionamiento como sociedad e impulsa el bienestar colectivo hasta niveles inimaginables hace poco más de cien años. Los sectores industrial, comercial y residencial descansan sobre este importante pilar, sin el cual sería imposible concebir el día a día tal como lo hacemos hoy.

Es fácil llegar a la conclusión de que la energía eléctrica resulta un bien fundamental en la sociedad actual. Por tanto, una correcta e inteligente gestión energética puede proporcionar beneficios para todos los sectores, involucrando a todas las partes de la sociedad en una especie de círculo simbiótico, retroalimentándose mutuamente: los unos no pueden existir sin los otros. Así, se antoja fundamental una gestión energética eficiente y eficaz, de manera que permita un crecimiento sostenido y regular en el tiempo del tejido industrial del país, que es el verdadero motor económico de todo estado y que garantiza su progreso y avance, en lugar de su decadencia y aletargamiento.

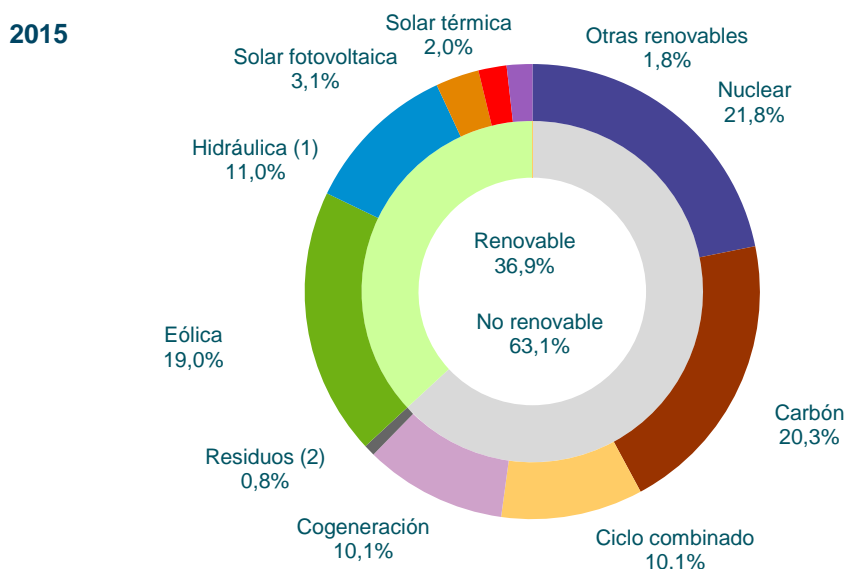


Figura 5: Estructura de la generación eléctrica peninsular en 2015. Fuente: REE

España padece un problema endémico de dependencia energética del exterior, que se ha ido agravando con los años en lo que respecta a cantidad de energía demandada en relación a la capacidad de producción. Como muestra la *figura 7*, hasta el año 2008 la evolución de la

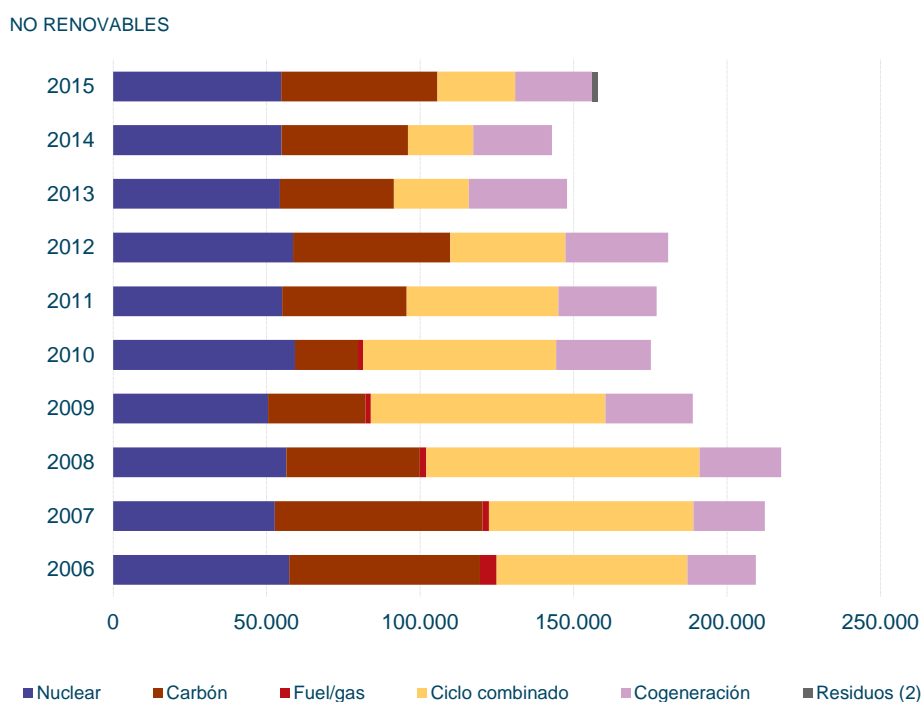


Figura 6: Evolución de la energía no renovable peninsular, en GWh. Fuente: REE

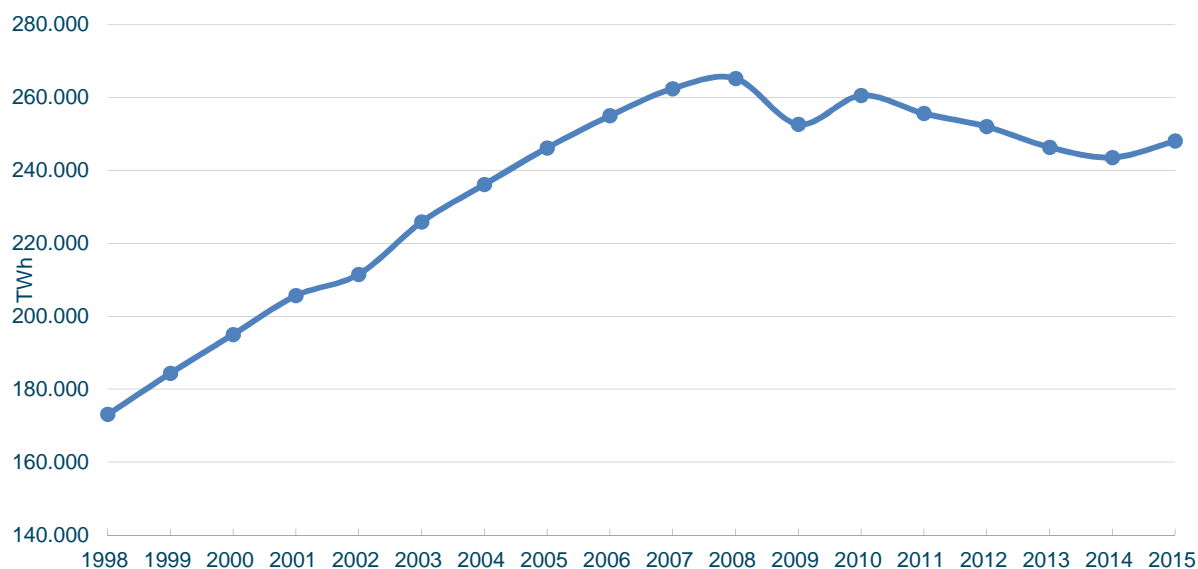


Figura 7: Evolución de la demanda eléctrica peninsular durante el período 1998-2015. Fuente: REE

demanda fue positiva en todo momento, alcanzando un pico en el año 2008. Los efectos de la crisis económica que ha sufrido España durante los últimos años tienen su efecto en la demanda eléctrica hasta nuestros días, produciéndose una gran caída de la energía demandada en el año 2009, y continuando con esta tendencia hasta el año 2015, donde se aprecia una leve recuperación.

Según los datos aportados, recogidos en el *Informe del Sistema Eléctrico español de 2015* de Red Eléctrica de España, en 2015 fueron demandados en la España peninsular un total de 248.047 TWh de energía, suponiendo esta cifra un incremento del 1,8% respecto a la demanda del año anterior.

Si se relaciona este incremento en la demanda de energía con el Producto Interior Bruto (PIB) del país, se llega a una correlación fuertemente positiva: durante el año 2015, el PIB español creció un 3,2% respecto al mismo periodo del año anterior.

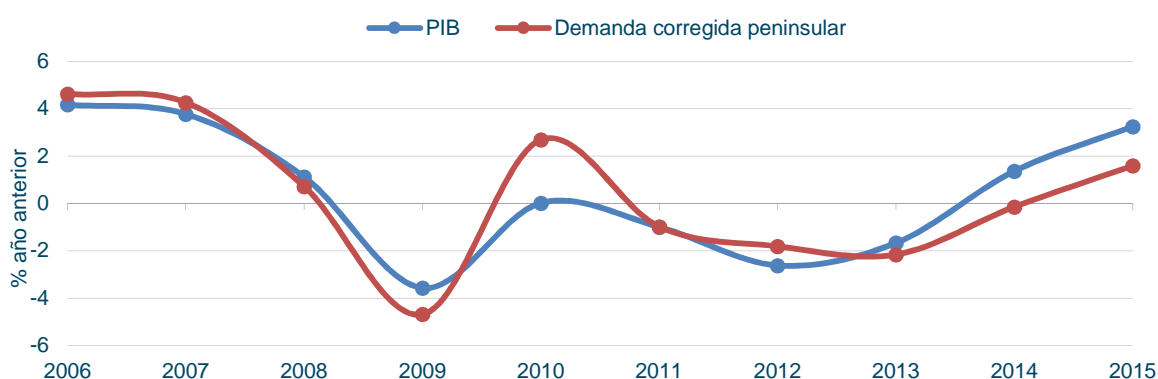


Figura 8: Variación anual de la demanda peninsular y el PIB. Fuente: REE

Por tanto, tal como refleja la *figura 8*, una variación en el PIB lleva aparejada una variación en la demanda de electricidad. En un contexto mundial de competencia creciente y elevada, es inconcebible una economía competitiva con ausencia de una red eléctrica de calidad, con precios competitivos y alta interconectividad, que respalde y potencie el crecimiento económico. Esta dependencia ha convertido a la energía eléctrica en un factor estratégico para cualquier país industrializado y desarrollado contemporáneo, produciendo efectos simbióticos en prácticamente todos los ámbitos, desde los puramente económicos a los sociales.

Es interesante reseñar también la poca importancia en el *pool* eléctrico que tiene ahora mismo en España la energía renovable, a pesar de ser un país con unas condiciones envidiables para explotar multitud de fuentes de energía renovables, como el sol o el viento. Tal y como se muestra en las *figuras 5 y 6*, tan sólo un 36,9% de la energía eléctrica producida en España en el año 2015 procedió de fuentes de energía renovables, mientras que el 63,1% restante de fuentes no renovables. España es un país importador de uranio, petróleo y gas, por lo que prácticamente la totalidad de la energía procedente de fuentes no renovables fue producida con combustible importado, por el que hubo que pagar un precio nada desdeñable. Si bien la

tendencia a producir electricidad con fuentes de energía no renovables ha disminuido en los últimos años, la dependencia energética de España del exterior, y el coste económico que esto tiene, sigue siendo alarmantemente alto, más teniendo en cuenta la cantidad de recursos naturales de origen renovable con los que cuenta el país.

Tal y como se ha explicado anteriormente en este documento, este Trabajo se centra en el tema de una optimización efectiva de la demanda eléctrica, enfocando el éxito del mismo a una predicción correcta de la misma. Para el caso que nos ocupa, el de la demanda eléctrica en territorio peninsular español, es necesario realizar una descripción de la demanda particularizada al contexto analizado.

Como ya se ha dicho, existe una gran complicación en la operación de un sistema eléctrico: la energía eléctrica no puede ser almacenada en grandes cantidades y a la vez proporcionar una densidad de potencia suficiente para satisfacer las demandas de las cargas conectadas a la red. Por tanto, la alternativa es que la energía consumida sea igual a la energía producida en cada momento, lo cual ya de por sí plantea un reto de proporciones gigantes. Además, el suministro debe estar garantizado con unos niveles de calidad aceptables, debiendo además ser seguro y económicamente lo más rentable posible, lo cual complica aún más la situación.

Para abordar un problema tan complejo es necesaria una planificación adecuada y minuciosa, adecuando el sistema y sus recursos a las necesidades existentes en cada momento. Esta planificación, para que sea adecuada y fiable, debe necesariamente ser precisa, lo que pasa por el desarrollo e implementación de una herramienta que permita predecir, dentro de un rango estrecho y suficientemente aceptable de error, la demanda eléctrica presente en la red en cada momento.

Además de criterios puramente técnicos, entran en consideración otros factores como la evolución de las condiciones de mercado y los criterios de impacto ambiental. Por tanto, los objetivos de la planificación energética del sistema eléctrico se resumen en los siguientes:

- Reducción de costes;
- Eficiencia energética;
- Garantía de suministro eléctrico;
- Diversidad de las fuentes de energía utilizadas para la producción de energía eléctrica, dando especial importancia en el criterio de selección a criterios de eficiencia económica y medioambiental;
- Fomento de las energías renovables, en tanto y cuanto la capacidad del sistema lo permita y ello no suponga un compromiso de la calidad o la seguridad del suministro.

En el año 1987, el Ministerio de Industria y Energía propone a todas las empresas eléctricas españolas realizar un análisis en detalle de la demanda eléctrica, sus características principales y sus factores de influencia; en definitiva, abordar un problema latente desde prácticamente los inicios del sistema, pero que con el crecimiento sostenido e imparable del

tamaño de la red eléctrica y el aumento de consumidores y de potencia generada, era inviable posponerlo más tiempo. Así, nace el *Proyecto INDEL*, recogido en el *Atlas de la Demanda Eléctrica española*, cuya máxima es *lograr la mejor explicación posible de la evolución del uso eléctrico en el país, analizando la demanda a nivel global y profundizando en los mayores segmentos y usos de la energía, creando información estadísticamente fiable*. Dentro del informe, se establecen los parámetros generales que debe seguir la demanda eléctrica del país, que se pueden sintetizar en los siguientes:

- La demanda debe coincidir exactamente en el tiempo con su consumo;
- La demanda debe ser satisfecha por el sistema eléctrico en cada momento;
- Se debe proporcionar un perfil horario o curva de carga característica de la demanda, que resulta de vital importancia para asegurar la adecuada gestión del sistema eléctrico.

Por otra parte, es interesante considerar la enorme variabilidad temporal que posee la demanda de energía eléctrica. Poder hacer una gestión eficiente de la demanda, debido a este factor, adquiere un nuevo nivel más de complejidad, ya que al hecho de que la demanda ha de ser satisfecha instantáneamente en el tiempo, además es sumamente variable a lo largo del día e, incluso, a lo largo del año. Finalmente, esta serie de complicaciones adicionales en torno al problema de la demanda, acabarán repercutiendo negativamente en el precio que el usuario abona por la electricidad.

Sintetizando lo anterior, para efectuar una correcta gestión de la demanda eléctrica en cada momento es preciso efectuar una buena planificación energética que, teniendo en cuenta todos los factores mencionados consiste, en última instancia, en encontrar el óptimo económico-energético, maximizando el aprovechamiento de recursos y posicionando de la mejor forma posible a todos los actores que intervienen en el sistema eléctrico.

Implementar un sistema suficientemente fiable de predicción de la demanda no es un problema fácil de abordar: además de multitud de datos estadísticos, es necesario conocer las particularidades de cada país, y de cada región del país, que de nuevo vuelven a hacer el problema aún más complejo. Todos estos factores hacen variar la demanda, en diferentes órdenes de magnitud, tanto a largo como a corto plazo. Por tanto, se antoja fundamental conocer y estudiar estos factores, para poder elaborar una planificación adecuada del sistema eléctrico de la región, tanto a corto plazo como a largo plazo (nuevas centrales, nuevas líneas de transporte y distribución, etc.). Conocer los hábitos, costumbres y particularidades de cada región del país incrementará de forma significativa el éxito en el algoritmo de predicción implementado.

En el caso que nos ocupa, para este Trabajo se han considerado una serie de variables, entre las infinitas posibles, que se cree que son las más representativas del territorio de estudio en el ámbito de la demanda de energía eléctrica atendiendo a cuestiones económicas, demográficas, sociales, culturales, climáticas, etc. Además, se tiene en cuenta un parámetro que se revela importantísimo para una correcta predicción de la demanda: la estacionalidad que la caracteriza.

2.2. Factores que influyen en la predicción de la demanda eléctrica

Existen múltiples factores que influyen en la correcta predicción de la demanda de energía eléctrica en un determinado territorio. Este Trabajo se circunscribe al ámbito del territorio peninsular español, quedando excluidas el resto de localizaciones del Estado español no pertenecientes a dicho enclave geográfico. Los datos son recogidos y aportados por numerosos actores que componen el problema, como consumidores, comercializadores, distribuidores, generadores, el operador del sistema (en el caso de España, Red Eléctrica de España) y el operador del mercado eléctrico (OMEL, del que a su vez forma parte el OMIE - OMI-POLO ESPAÑOL, S.A. – que se encarga de la comercialización de la electricidad).

En este Trabajo se han considerado los datos procedentes de diez localizaciones de la España peninsular, mencionadas en el Capítulo 1 de este documento y plasmadas en la *figura 1*.

Los factores que influyen significativamente en la demanda eléctrica que se han considerado para el presente Trabajo son los siguientes:

- **Condiciones meteorológicas.** Las variables meteorológicas que intervienen en el modelo son la temperatura (máxima, mínima y media), la velocidad del viento, la presión atmosférica, la humedad y la pluviosidad de una determinada ubicación. Sin embargo, algunos de estos factores no son independientes entre sí (por ejemplo, la temperatura está influenciada de forma directa por la nubosidad y la humedad relativa, e indirectamente por la pluviosidad), por lo que se concluye que la variable más relevante para explicar el comportamiento meteorológico de la demanda eléctrica es la temperatura, y en concreto la temperatura máxima en una determinada localización. El efecto de la temperatura sobre la predicción de la demanda puede llegar a representar una desviación de hasta un 12%, en el caso más desfavorable, entre demanda prevista y demanda real para un determinado periodo temporal.

Para una adecuada modelización de la temperatura, el primer paso es la división de los meses del año en dos tipos: meses fríos (de noviembre a abril) y meses cálidos (de junio a septiembre), incorporando dos periodos de transición (mayo y octubre). Resulta fácil deducir que dependiendo de cada periodo del año, los usuarios serán más o menos sensibles a cambios de temperatura, afectando los mismos también a los umbrales a partir de los cuales estos cambios son significativos. Por regla general, se comprueba que la sensibilidad de los usuarios al frío es mayor que al calor en cuanto a la instalación y puesta en marcha de calefacciones en la España peninsular, pero no en cuanto a la sensibilidad real de la población: es bastante más molesto hacer frente a altas que a bajas temperaturas, ya que la sensibilidad a la últimas podría ser solventada simplemente mediante la adición de capas de tejido sobre el cuerpo, para una retención más efectiva del calor.

En lo que a sensibilidad ante la temperatura se refiere, es reseñable destacar que los cambios en los hábitos vitales de la población, así como el aumento del nivel de vida y la progresiva implantación de la tecnología han aumentado la sensibilidad a la misma, haciendo por tanto que la población utilice los medios a su alcance para alcanzar el máximo confort en su vida cotidiana con respecto a este parámetro.

También es reseñable destacar el cambio de temperaturas máximas y mínimas a lo largo del año, habiéndose vuelto éstas más extremas. Las temperaturas máximas anuales, registradas normalmente en meses de verano, han alcanzado en los últimos años máximos históricos, haciendo de estos periodos del año meses especialmente desafiantes desde el punto de vista de la demanda. En contraposición, los cambios en las temperaturas mínimas, registradas normalmente durante los meses de invierno, han sido más suaves.



Figura 9: Evolución mensual de la demanda eléctrica peninsular [GWh]. Fuente: REE

Como se puede apreciar en la *figura 9*, se ha producido un repunte en la demanda en los meses de verano en el año 2015, debido a que fue un año especialmente caluroso. También, en el año 2014 fueron registradas las mayores temperaturas medias de la historia de la península desde que se tienen registros. Esta tendencia ha continuado hasta hoy en día.

En la *figura 10* se puede apreciar el aumento de temperaturas máximas especialmente en los meses de verano en el año 2015, así como su disminución en los meses de invierno, provocando que las temperaturas alcancen valores más extremos durante el año.

La combinación de los efectos anteriormente mencionados resulta en una aportación positiva de las temperaturas de 0,4 puntos porcentuales en el crecimiento de la demanda eléctrica.

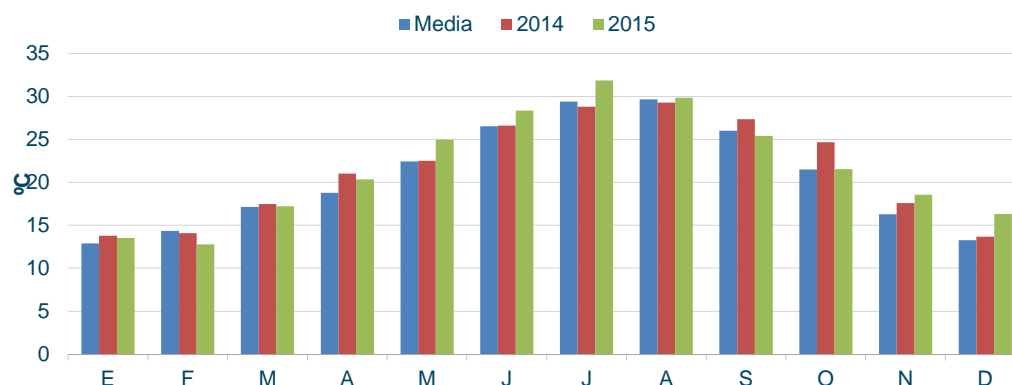


Figura 10: Evolución mensual de las temperaturas máximas. Fuente: REE

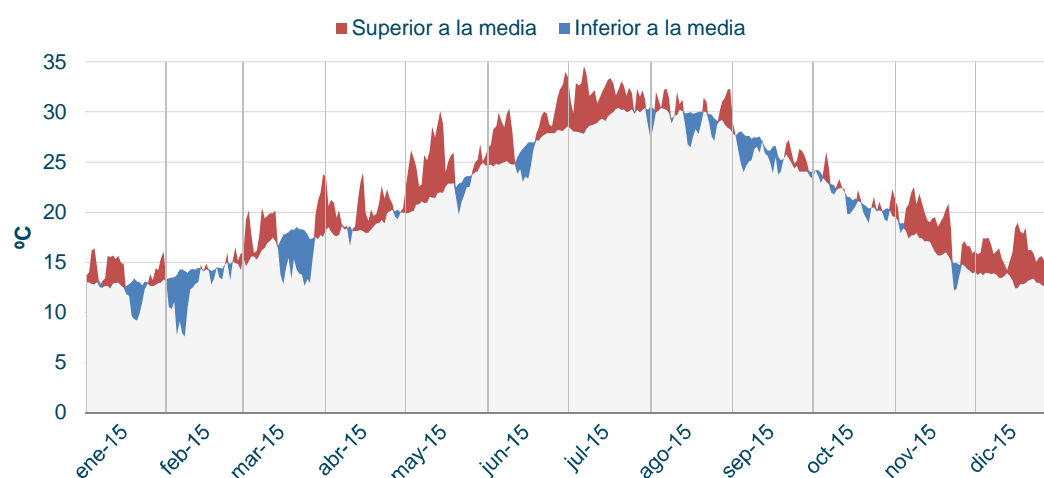


Figura 11: Evolución de las temperaturas comparadas con la media histórica. Fuente: REE

En la *figura 11* se puede apreciar de forma gráfica y clara cómo en el año 2015, en general, las temperaturas han sido superiores a la media histórica (en ocasiones, en varios °C) de los últimos años.

- Festividades.** La demanda eléctrica varía en función de los días laborables, fines de semana, días festivos y periodos de vacaciones. La demanda eléctrica cambia de forma notable dependiendo del día de la semana considerado. En la *figura 12* se muestra a modo de ejemplo la demanda a las 12:00 horas de la semana comprendida entre los días 12/09/2016 y 18/09/2016, siendo el primer día un lunes y el último día un domingo en la muestra considerada. Como se puede observar, la demanda cambia de forma considerable. En general, se puede afirmar que el perfil de demanda real a lo largo de una semana para una hora concreta sigue el patrón de forma establecido por la *figura 12*. Por supuesto, esto no se cumple en el caso de festividades o días especiales, en los que la curva de demanda cambia de forma considerable. Se concluye, por tanto, que la demanda eléctrica varía en función del calendario, que a

su vez es variable dependiendo del año en curso. También se comprueba que, ante un día festivo, las demandas reales de los días anteriores y posteriores a ese día se ven afectadas por el mismo.

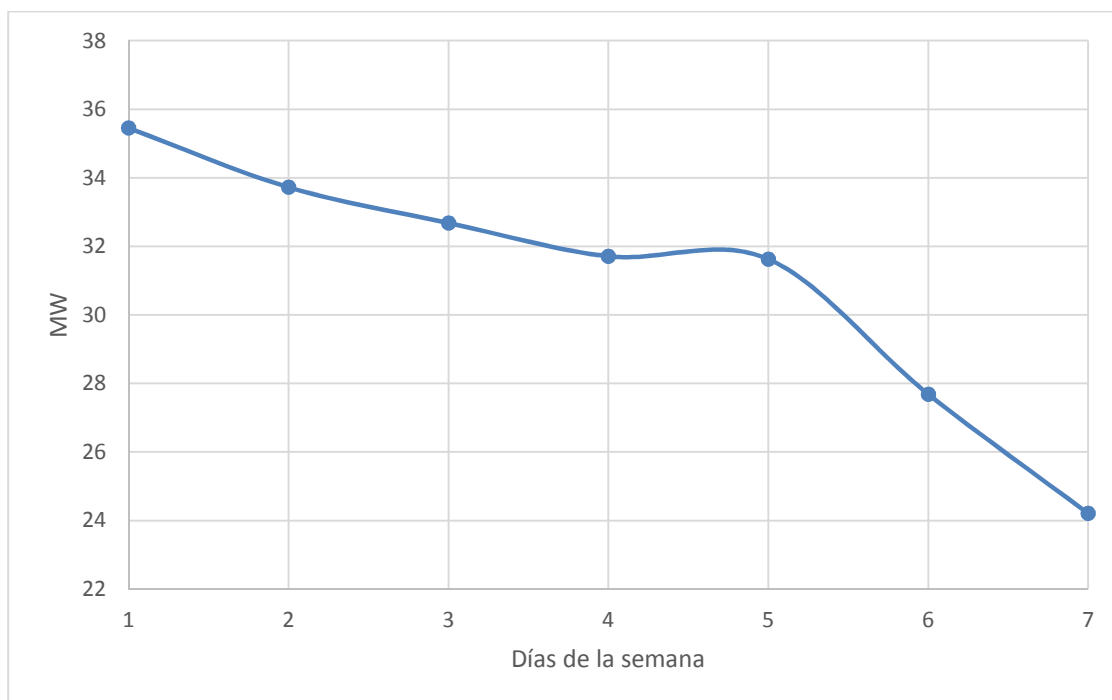


Figura 12: Demanda real a las 12:00 horas todos los días de la semana del 12/09/2016 al 18/09/2016. Fuente: elaboración propia a partir de datos reales de demanda

- **Cambios horarios.** Los cambios horarios afectan no sólo a la demanda real en sí misma, sino a la predicción correcta de la misma. Normalmente, existen dos cambios horarios al año, en los que se adelanta o atrasa la hora, con el ahorro energético como principal pretexto para realizar dicho cambio. Este retraso o adelanto en la hora del día es necesario tenerlo en cuenta en el modelo desarrollado, así como una cierta tendencia de desplazamiento en los hábitos de consumo y la disminución de la energía demandada por los usuarios, especialmente en las semanas posteriores al cambio.
- **Huelgas o días anómalos.** Las huelgas o días de demanda anómala constituyen otro factor importante a considerar en un modelo de predicción de la demanda de energía eléctrica, ya que afectan significativamente tanto al día de la huelga en sí como a los días anteriores y posteriores a la misma. Es necesario, por tanto, considerar este factor como importante a la hora de elaborar un modelo de predicción de la demanda eficaz y preciso.
- **Estacionalidad.** Debido a particularidades de determinados meses del año, la demanda puede sufrir variaciones bruscas en estos meses en determinados lugares de la geografía peninsular. Por ejemplo, durante los meses de verano, es común un aumento de la demanda real en las zonas costeras y de playa, debido a un incremento

temporal de su población. Tratamiento distinto debe recibir la llamada **estructura estacional del sistema económico**, que representa una serie de variables características para cada mes del año, y que se mantienen más o menos constantes a lo largo de un periodo de tiempo determinado. Todas estas variables se agrupan en un *coeficiente de estacionalidad*, más o menos constante a medio plazo según el mes del año. Sobra decir que es fundamental reflejar estas particularidades en el modelo, para que éste prediga de la forma más precisa posible la demanda real. Debido a la complejidad e importancia de la estacionalidad en el modelo implementado, se le dedicará un capítulo especial más adelante en el Trabajo.

- **Actividad económica.** Este factor se divide en dos componentes, a saber: *evolución coyuntural* – relacionada con ajustes económicos en el corto plazo – y *evolución tendencial* – que tiene en cuenta el crecimiento económico y las transformaciones sociales, así como la evolución en los hábitos de trabajo – los cuales con importantes a la hora de estimar la demanda real del país.

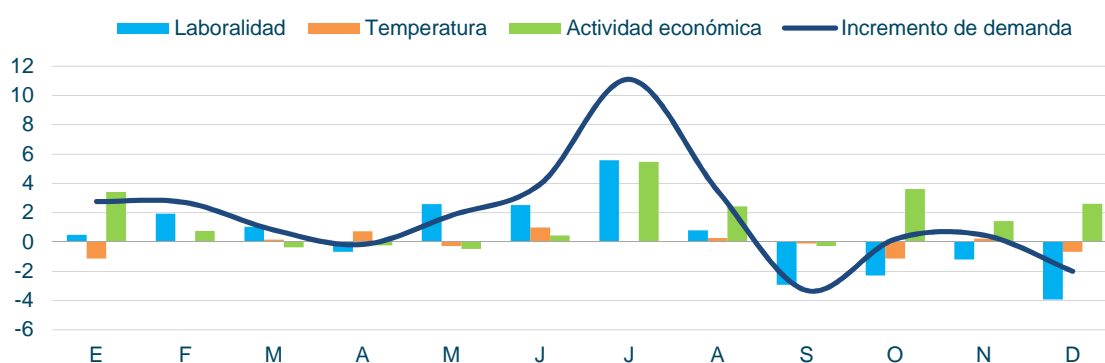


Figura 13: Componentes del crecimiento de la demanda peninsular. Fuente: REE

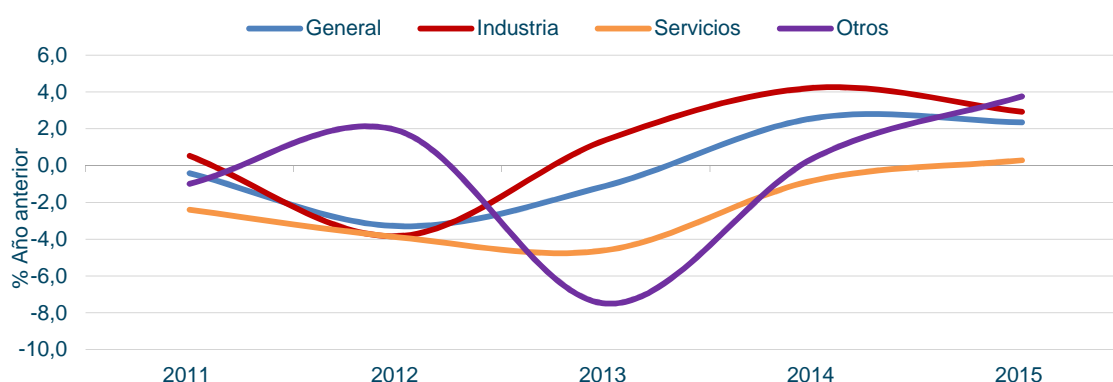


Figura 14: Evolución anual del IRE. Fuente: REE

Poniendo todos los factores anteriormente mencionados sobre la mesa, se puede establecer una relación directa entre la laboralidad, la temperatura y la actividad económica sobre la variación de la demanda real del sistema, tal como se ilustra en la *figura 13*. En general, tanto la laboralidad como la actividad económica tienen una influencia directamente proporcional sobre el incremento de la demanda en un determinado periodo de tiempo. Con la temperatura, sin embargo, se produce un incremento en la demanda cuanto más extrema sea aquélla, como se explicará más adelante en este Trabajo.

En la *figura 14* se ilustra la evolución anual de factores determinantes para la demanda peninsular, como la industria o el sector servicios. Se aprecia la evolución negativa en porcentaje respecto al año anterior en los años de crisis económica, así como la posterior recuperación y crecimiento sostenido en años posteriores, hasta nuestros días.

Por todo ello, el consumo eléctrico en el año 2015 se situó en 248 TWh, alcanzando niveles de antes de la crisis económica y situándose prácticamente al nivel del año 2005, cuando el consumo fue de 246 TWh.

2.3. Estacionalidad de la demanda eléctrica

Como se mencionó anteriormente en el documento, este epígrafe está dedicado a un factor especialmente relevante a la hora de efectuar una correcta predicción de la demanda. Esto es así porque esta característica de estacionalidad del sistema eléctrico tiene, como ya se ha comentado, un impacto crítico en la predicción, ya que si no se considera, resulta prácticamente imposible efectuar una predicción de calidad, cosa que afecta directamente al coste de la electricidad y a los recursos que son necesarios utilizar en cada instante de tiempo.

Así, los operadores del sistema eléctrico necesitan conocer de forma precisa la evolución de la estacionalidad de la demanda eléctrica, con los objetivos de prever y adaptarse a la demanda en cada instante de tiempo y de conseguir una gestión adecuada, eficaz y eficiente de los recursos disponibles para hacer frente a la demanda real en cada momento.

En este sentido, la estacionalidad se puede dividir en diferentes horizontes temporales, a saber:

- **Estacionalidad a corto plazo.** Como su propio nombre indica, se tienen en cuenta periodos de tiempo muy próximos al instante en el que se realiza la predicción. Se suelen distinguir, a su vez, dos subperiodos:
 - *Estacionalidad a muy corto plazo.* Este periodo contempla los 30 minutos inmediatamente posteriores al momento en el que se efectúa la predicción. Su objetivo es la optimización económica de la distribución de la generación entre los recursos disponibles en el momento de efectuar la predicción. Se utilizan los datos dentro de las 24 horas anteriores al momento de la predicción.
 - *Corto plazo.* Este periodo contempla desde una hora después de ser efectuada la predicción, hasta una semana. Así, las principales tareas a desarrollar por la compañía generadora de la electricidad durante ese periodo son, aparte de la operación diaria, la coordinación hidrotérmica, el despacho económico y la asignación de unidades de generación y gestión adecuada de la demanda. Los datos que se tienen en cuenta a la hora de realizar esta predicción son tanto la demanda como la temperatura para el día en cuestión para los años precedentes a la fecha señalada. Para el horizonte temporal considerado en este caso se pone el foco en los generadores que deben ser puestos en funcionamiento y los que deben permanecer en estado de reserva, así como una acertada predicción de los factores climáticos y su variabilidad.
- **Estacionalidad a medio plazo.** Se trata de una predicción con un horizonte temporal desde que se efectúa la predicción de entre un mes y un año. Se utiliza para planificar el calendario de mantenimiento de las plantas generadoras y del sistema de distribución. Los datos utilizados son los picos de carga de cada mes a lo largo de un

periodo determinado de años, así como la energía de los mismos y la temperatura en el momento en que se producían. En este tipo de estacionalidad empiezan a tomar importancia ciertos indicadores socioeconómicos, que pueden tener influencia en la manera de gestionar la demanda.

- **Estacionalidad a largo plazo.** En este caso, se aborda la estacionalidad en un horizonte temporal de entre uno y diez años en el futuro. Es un tipo de estacionalidad bastante más compleja que las dos anteriores, puesto que los periodos de tiempo que se consideran implican que entren en juego variables mucho más difíciles de controlar o revertir, como la construcción de infraestructuras. Por tanto, en este caso se hace necesaria una correcta planificación, construcción y puesta en marcha de nuevas unidades de generación, así como una predicción lo más acertada y precisa posible de la evolución del mercado a largo plazo. Esta predicción se hace necesaria para la correcta planificación e implementación de los nuevos sistemas de generación y transporte a diez años vista, siendo una predicción adecuada una herramienta fundamental que permite alcanzar el óptimo entre capacidad de generación, necesidad de construcción de nuevas infraestructuras para alcanzar ese óptimo y la demanda que deberá ser satisfecha. En este caso, aparte de los datos mencionados en las estacionalidades anteriores, cobran especial importancia los datos sociológicos y demográficos, así como los indicadores económicos, que condicionan toda la planificación.

Por último, se hace necesario inducir a los usuarios a modificar sus hábitos de consumo de electricidad, con el objetivo de lograr una mayor eficiencia y aprovechamiento de los recursos.

2.3.1. Evolución temporal de la demanda de energía eléctrica

El concepto de estacionalidad de la demanda se puede apreciar en los horizontes anteriormente mencionados, para lo cual se va a efectuar un desglose pormenorizado de cada uno de ellos, a saber: evolución de la demanda anual, mensual, diaria y horaria.

2.3.1.1. Evolución de la demanda anual

El uso de la energía eléctrica en la España peninsular está inevitablemente ligado al desempeño económico del país. Por tanto, como muestra la *figura 15*, en los últimos años el consumo de energía eléctrica ha disminuido, coincidiendo con el periodo de crisis económica en el que se ha visto sumida Europa. Si un país se encuentra en un periodo de crecimiento y bienestar económicos, los usuarios del sistema tendrán tendencia a consumir una mayor cantidad de energía, haciendo un mayor uso del sistema que en periodos de crisis económica, donde el consumo de energía es significativamente menor. Esto se aprecia de forma clara en la mencionada *figura 15* del presente documento. En los años de crecimiento económico hasta

la llegada de la crisis a partir del año 2008, el aumento de consumo energético fue notable y sostenido durante años; a partir de entonces, se produjo una contracción que dura prácticamente hasta nuestros días, atisbándose pequeños repuntes y síntomas de recuperación tanto económica como, por consiguiente, energética.

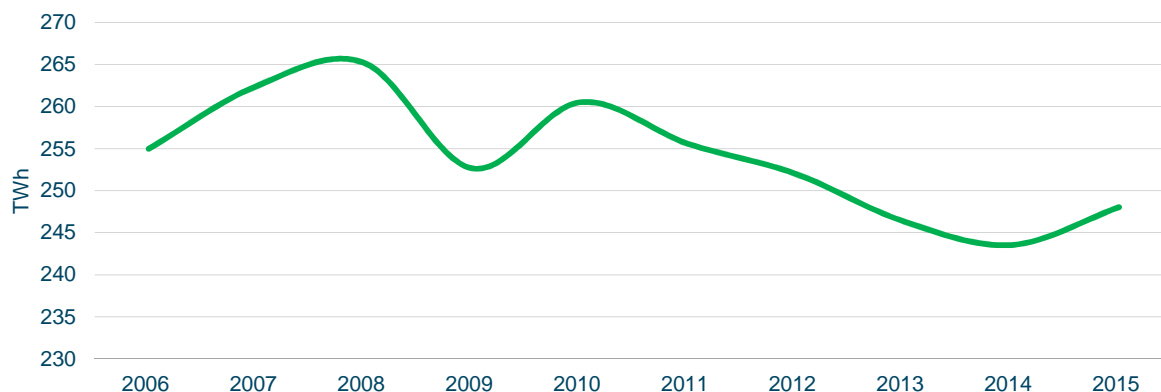


Figura 15: Evolución de la demanda energética peninsular en los últimos años. Fuente: REE

2.3.1.2. Evolución de la demanda mensual

La estacionalidad mensual representa quizá la más importante de las tres en términos de previsión de generación y consumo sin tener en cuenta inversiones en infraestructuras. Según los hábitos sociales de determinada parte de la población, así como de acuerdo a parámetros climáticos variables, la demanda experimenta variaciones significativas dependiendo del mes del año en el que se efectúe la predicción. Si se analizan los datos, se observa que los mayores consumos se producen durante los meses de invierno y verano, debido al elevado uso de equipos de climatización, tanto radiadores como aire acondicionado. Las tendencias no experimentan variaciones demasiado significativas en el medio plazo a lo largo de los años; es decir, la demanda experimentada para una determinada muestra demográfica, en un lugar concreto y un periodo de tiempo determinado, es esperable que se repita de una forma más o menos similar durante los periodos de tiempo futuros evaluados dentro de los mismos parámetros.

Así, se puede obtener un patrón observable por un periodo de tiempo que comprende varios años y que se conoce como *estacionalidad mensual*. En este patrón intervienen variables como la temperatura, la laboralidad y la economía de la región estudiada dentro de los parámetros escogidos. Estas variables no son independientes entre sí, sino que están relacionadas entre ellas, en algunos casos de forma íntima.

Lo anteriormente expuesto se puede observar en la *figura 16*, donde se muestra la demanda real por meses entre los años 2011 y 2015. Analizando la figura, se llega a la conclusión de que la demanda fluctúa significativamente dependiendo del mes del año en el que se lleve a cabo el análisis. Como ya se ha comentado, tanto los meses de verano como los de invierno son lo que experimentan una demanda más elevada, mientras que en los periodos primaverales y otoñales la demanda disminuye de forma considerable. También se puede

observar, tal como se hacía en la *figura 15*, el repunte en cuanto a cifras de demanda experimentada en los últimos años, como consecuencia de la salida del país de la crisis económica.

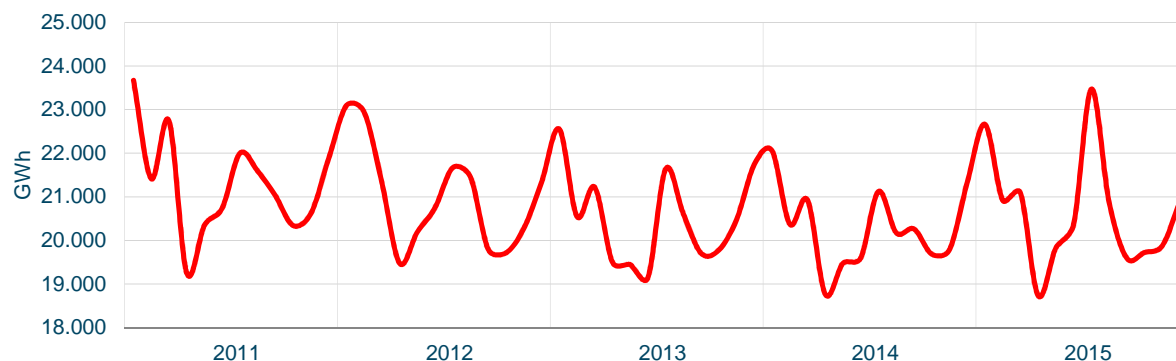


Figura 16: Evolución mensual de la demanda de energía eléctrica peninsular. Fuente: REE

En la tabla 2 se puede ver los datos de la figura 16 desglosados por meses, con el porcentaje de generación de energía que cada mes representa respecto del total anual. Se vuelve a poner de manifiesto que los meses de verano e invierno representan los picos de demanda a lo largo del año.

	2011		2012		2013		2014		2015	
	GWh	%	GWh	%	GWh	%	GWh	%	GWh	%
Enero	23.668	9,3	23.090	9,2	22.553	9,2	22.054	9,1	22.663	9,1
Febrero	21.415	8,4	22.948	9,1	20.549	8,3	20.372	8,4	20.920	8,4
Marzo	22.737	8,9	21.328	8,5	21.218	8,6	20.920	8,6	21.090	8,5
Abril	19.254	7,5	19.477	7,7	19.498	7,9	18.766	7,7	18.733	7,6
Mayo	20.346	8,0	20.191	8,0	19.447	7,9	19.478	8,0	19.832	8,0
Junio	20.740	8,1	20.752	8,2	19.144	7,8	19.600	8,0	20.374	8,2
Julio	21.997	8,6	21.671	8,6	21.638	8,8	21.123	8,7	23.469	9,5
Agosto	21.589	8,4	21.448	8,5	20.608	8,4	20.174	8,3	20.878	8,4
Septiembre	21.021	8,2	19.794	7,9	19.706	8,0	20.262	8,3	19.590	7,9
Octubre	20.339	8,0	19.717	7,8	19.780	8,0	19.686	8,1	19.724	8,0
Noviembre	20.615	8,1	20.270	8,0	20.481	8,3	19.785	8,1	19.877	8,0
Diciembre	21.877	8,6	21.328	8,5	21.746	8,8	21.323	8,8	20.896	8,4
Total	255.597	100,0	252.014	100,0	246.368	100,0	243.544	100,0	248.047	100,0

Tabla 2: Distribución mensual de la demanda de energía eléctrica. Fuente: REE

2.3.1.3. Evolución de la demanda diaria

Al igual que ocurre con la evolución mensual, la demanda diaria experimenta variaciones no despreciables dependiendo de la jornada concreta del año. La demanda se ve afectada por factores como la temperatura, el calendario laboral y la actividad económica.

La *figura 17* muestra la evolución a lo largo de una semana de la demanda, para todas las horas de cada día. Para dar continuidad al documento, la semana escogida es la misma que para la *figura 12*, del 12/09/2016 al 18/09/2016.

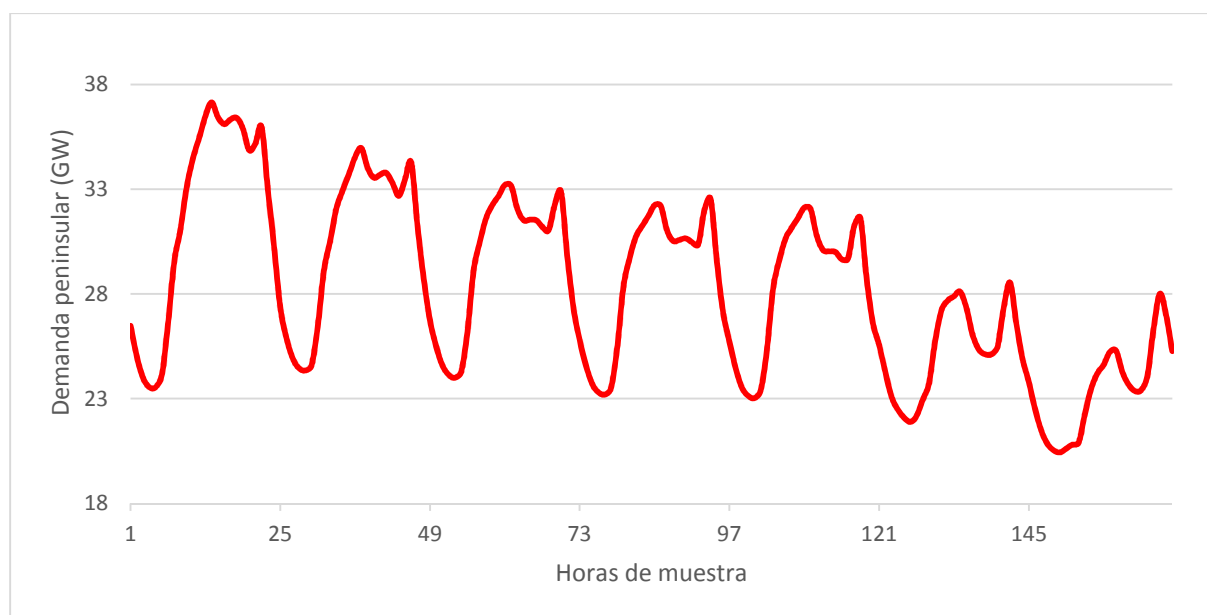


Figura 17: Demanda real en la España peninsular para el periodo comprendido entre el 12/09/2016 y el 18/09/2016. Fuente: Elaboración propia a partir de datos reales de demanda

Como se puede observar en ambas figuras la demanda va, en general, disminuyendo a lo largo de la semana, siendo su valor más alto los lunes y alcanzando su mínimo el domingo. La demanda durante el fin de semana se reduce del orden de hasta un 25% comparado con la demanda de un día laborable normal.

Es necesario también mencionar los días especiales, aquellos con acontecimientos puntuales y excepcionales tales como festividades nacionales, regionales o locales; huelgas o manifestaciones; grandes eventos o acontecimientos de índole deportivo, etc. Predecir de forma correcta la curva de demanda representa un reto para el modelo en estos días, ya que estos movimientos provocan desequilibrios que deben ser contemplados y que, en general, no son extrapolables a días ordinarios o a otros acontecimientos de índole similar.

2.3.1.4. Evolución de la demanda horaria

La evolución de la demanda horaria se conoce también como *curva de carga*. La *figura 17* y la *figura 18* representan la variación de la curva de carga para dos días de períodos concretos, en verano e invierno respectivamente.

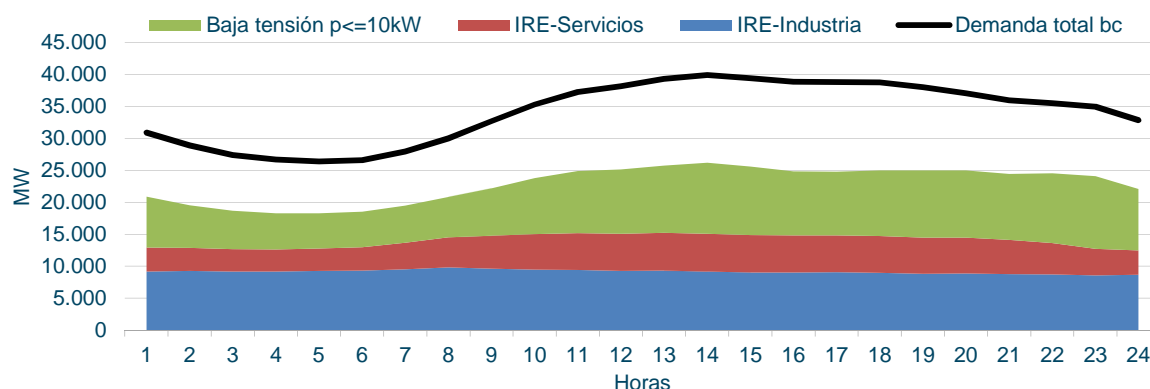


Figura 18: Curva de carga del día 21/07/2015

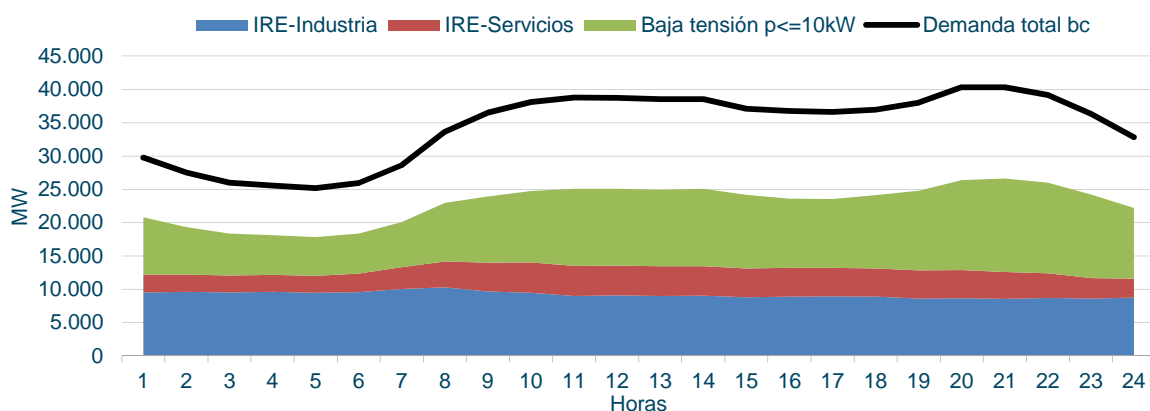


Figura 19: Curva de carga del día 04/02/2015

Como se puede observar en las figuras, la demanda en baja tensión es considerablemente mayor en invierno que en verano, experimentando también zonas de pico y valle más acusadas. Esto hace que el perfil de la demanda total sea también menos estilizado, con mayores fluctuaciones a lo largo de la jornada que en verano, donde la demanda en baja tensión no experimenta tantos picos y valles, además de ser bastante menor. Por el contrario, la demanda del sector IRE-Servicios en invierno es mayor que en verano pero, al ser más constante durante la jornada, no influye tanto en la forma total de la curva de demanda agregada.

Por tanto, en invierno se producen dos zonas de punta o máximos locales de demanda durante la jornada: el primero de ellos alrededor de las 12:00 horas de la mañana, y el segundo en torno a las 20:00 horas de la tarde. También se registran dos zonas de valle o mínimos,

uno local alrededor de las 16:00 horas de la tarde, y un gran mínimo global durante la noche, donde la demanda cae en picado, así como el precio de la electricidad.

En verano la situación es algo distinta, existiendo solamente un gran valle durante la noche, y un máximo de demanda durante el día, produciéndose éste en torno a las 14:00 horas. Sin embargo, es de destacar que la forma de la curva de carga es mucho más plana que en invierno, adoptando su gradiente valores considerablemente menores, lo que hace también más fácil la regulación de la generación.

Los objetivos que se persiguen en la actualidad de cara a optimizar la forma y condición de la curva de carga. Por un lado, entra en juego la *eficacia* del sistema, que se relaciona con el acoplamiento, en el máximo grado posible, entre la previsión realizada y la demanda real obtenida; por otro lado está la *eficiencia* del sistema, que se relaciona directamente con el gradiente de la curva de carga: cuanto menor sea éste, más plana será la curva y, consecuentemente, más fácil será la regulación adecuada del sistema. Es decir, una mayor eficiencia se consigue con una curva de carga más plana.

Por tanto, los objetivos en los que se debe centrar el sistema eléctrico español de cara al futuro son dos: por un lado, se antoja fundamental el refinamiento de las predicciones de la demanda eléctrica para periodos de tiempo determinados y, a ser posible, a medio plazo; por otro lado, la disminución del gradiente acumulado de la curva de carga diaria, lo que incrementa la eficiencia. Este objetivo es en cierta manera utópico, puesto que la variabilidad siempre va a estar ligada a una predicción y el conseguir un gradiente acumulado mínimo no depende directamente de los operadores del sistema, sino en mayor medida recae en los hábitos correctos de los usuarios. Aun así, cuanto más cerca se esté del óptimo, mejor serán tanto la eficacia como la eficiencia del sistema, minimizando la puesta en funcionamiento o la detención de centrales.

El programa de predicción Programa principal que se ha utilizado en este Trabajo ha sido desarrollado por la Unidad Docente de Estadística de la Escuela Técnica Superior de Ingenieros Industriales de la Universidad Politécnica de Madrid. Este programa muestra la predicción en tiempo real de la demanda, así como la demanda real del sistema para un día determinado, como se muestra en la *figura 20*.

En esta imagen se muestra tanto la curva de demanda real (en amarillo) como la curva de demanda prevista (en verde). Como se puede apreciar, los resultados obtenidos son bastante precisos en la mayoría de los casos, si bien existen días en los que el error entre demanda real y prevista alcanza cotas no admisibles. El objetivo de este Trabajo es precisamente ese, mejorar la predicción para días que resultan especialmente conflictivos.

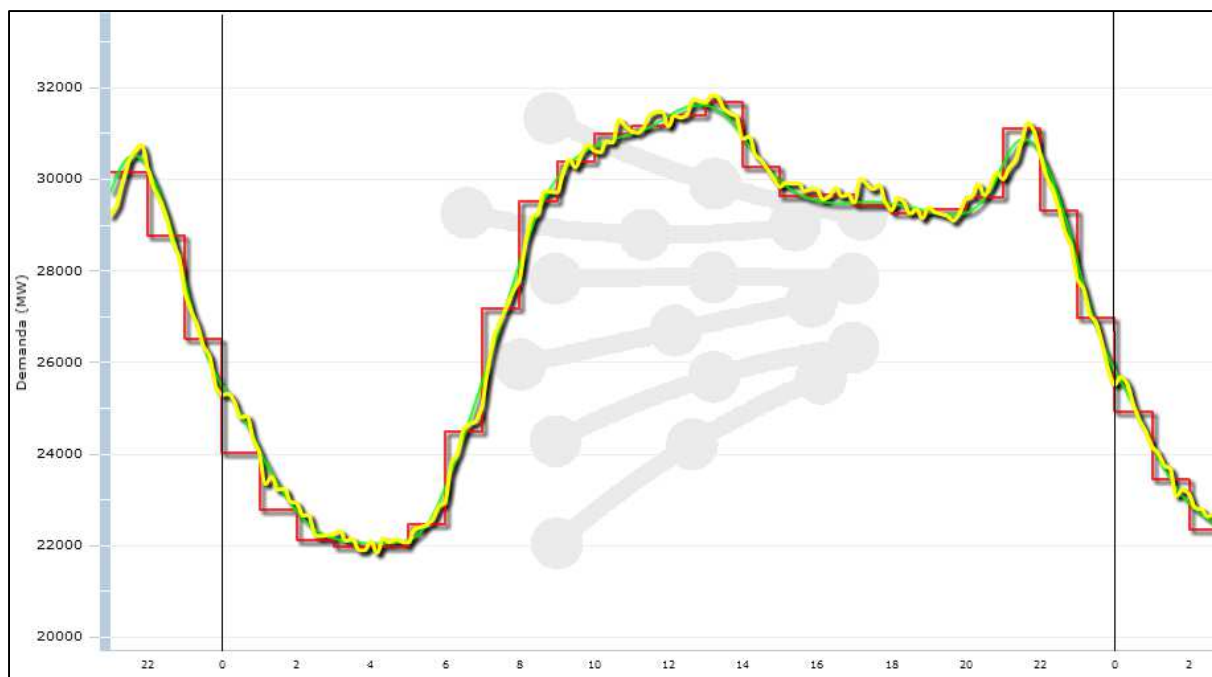


Figura 20: Curva de carga para el día 18/05/2016. Fuente: REE

Con el objetivo de minimizar el gradiente total acumulado de la curva de carga, las empresas generadoras invierten fundamentalmente dinero en la mejora de eficiencia de procesos y equipos, la concienciación de la población para que efectúe un mejor uso de la energía, así como el desplazamiento del consumo de la hora punta a la hora valle (a través de la discriminación horaria o la respuesta a los precios según el mercado). También se ha implementado en los últimos años la satisfacción del consumo en horas valle haciendo uso de las centrales de bombeo.

Es destacable reseñar el caso de la isla canaria de El Hierro, que ha conseguido ser autosuficiente energéticamente mediante la implementación de una central hidroeléctrica aprovechando la orografía de la isla, así como la construcción y puesta en marcha de multitud de aerogeneradores. En horas punta, se utiliza el salto de agua, consistente en dos grandes depósitos, para cubrir la demanda; mientras que en horas valles, se usa la energía proporcionada por los aerogeneradores para mover unas bombas que devuelven el agua a su posición original, recorriendo un circuito más o menos cerrado y con un aprovechamiento y rendimiento bastante aceptables. También se hace necesario mencionar que esto es posible gracias a las particularidades demográficas de una isla como El Hierro, con una población de apenas 10.000 habitantes. El verdadero secreto de un aprovechamiento en mayores cotas de las fuentes de energía renovables y no contaminantes reside en lograr un almacenamiento efectivo de energía eléctrica en grandes cantidades, proporcionando a la vez una gran densidad de potencia y una gran densidad de energía.

2.4. Introducción al mercado eléctrico en España

Para entender el modelo actual y el funcionamiento del mercado eléctrico en España, es necesario retroceder en el tiempo hasta la década de los 90, concretamente hasta el año 1997, que fue cuando se produjo la liberalización del mercado eléctrico, desregularizando el sector y eliminando el monopolio que existía en España en las décadas precedentes.

Se entiende por liberalización del sector eléctrico al hecho de que se pudiera poner en funcionamiento un mercado interno de energía basado en la ley de la oferta y la demanda, en el que el comprador pudiera beneficiarse del menor precio posible de la energía dentro de los ofertados. Hasta 1997, el mercado eléctrico en España estaba profundamente intervenido y regularizado por el Gobierno, que fijaba el precio de la electricidad. La liberalización del sector se basó en la división vertical de las actividades y las leyes que las regían, con el objetivo de fomentar la competitividad e incrementar la eficiencia del sector. A estos efectos, finalmente el sistema quedó dividido en cuatro partes: generación, transporte, distribución y comercialización de la energía eléctrica. Dentro de esta estructura, la liberalización no es homogénea, existiendo partes liberalizadas de forma parcial, es decir, parcialmente reguladas por el Gobierno (generación y comercialización) y partes totalmente reguladas (transporte y distribución, a través de la compañía pública *Red Eléctrica de España*).

El mercado de la electricidad en España se enmarca dentro de las actividades parcialmente liberalizadas, y lo conforman el sector del mercado minorista y el sector del mercado mayorista.

- **Mercado minorista.** Lo conforman los pequeños consumidores que adquieren la energía que consumen a través de empresas comercializadoras de la electricidad. En la factura de estos pequeños consumidores se recogen, a grandes rasgos, dos grandes tipos de costes: el *coste de la energía* – engloba el coste de la electricidad propiamente dicha, además del coste de los servicios de ajuste, capacidad, etc. – y los *costes regulados* – engloban la tarifa de acceso (costes de redes de comunicación, transporte, subsidios a renovables, etc.) y costes de administración –, que reducen la competencia en el mercado minorista, siendo determinada la tarifa de acceso por el Gobierno.
- **Mercado mayorista.** Su ámbito territorial comprende toda la península ibérica, con España y Portugal incluidos en el mismo mercado (*MIBEL*). Está formado por varios mercados, de los cuales el más importante es el gestionado por *OMEL* (*Operador del Mercado de la Electricidad*). Para garantizar un correcto funcionamiento y armonía entre los mercados, en 2004 se firmó un acuerdo entre Portugal y España en el que se garantizaba el acceso al mercado unificado de todos los agentes interesados con las mismas condiciones en materia de igualdad, transparencia y objetividad.

La gestión del mercado eléctrico peninsular es una tarea compleja, no sólo de realizar eficientemente sino incluso de explicar. El operador independiente OMIE gestiona de forma integrada los mercados diarios e intradiarios para toda la península ibérica. Si un agente está interesado en tomar parte en el mercado, el acceso se realiza a través de una plataforma virtual por internet, facilitando la participación simultánea de un gran número de agentes y aumentando de forma significativa la cantidad de ofertas de compra y venta del sistema, así como garantizando la igualdad y transparencia a la hora de realizar la oferta en tiempo real. La OMIE se encarga también de la facturación y liquidación de la energía adquirida y vendida en el mercado, así como de la elaboración de las liquidaciones económicas.

El modelo de mercado en la península ibérica es un modelo tipo **pool** o marginalista, basado en la ley de la oferta y la demanda: el operador del sistema recibe las ofertas de compra y venta por parte de los agentes implicados y ordena las mismas en función del precio. Como resultado, se obtienen dos curvas agregadas de oferta y demanda, cuya intersección determina el precio final de la energía eléctrica para un determinado instante de tiempo. Dicho precio lo pagan todos los compradores y lo reciben todos los vendedores, y se denomina *coste marginal de la energía*. En Europa, este procedimiento se realiza seis veces al día (sesiones intradiarias) y una vez por día de forma más general (sesión diaria).

Se distinguen, por tanto, dos tipos de mercados, a saber:

- **Mercado diario.** Cada día del año se establece el precio y el volumen de energía a las 12:00 horas de dicha jornada. Se fijan tanto el precio como el volumen de la energía para cada hora mediante la intersección de las curvas de oferta y demanda, de acuerdo al modelo europeo *EUPHEMIA*. Como ya se ha comentado, las ofertas son ordenadas de acuerdo a su mérito económico, siendo aceptadas en sentido ascendente hasta que la demanda queda plenamente satisfecha. En este caso, hasta que la interconexión entre España y Portugal es satisfecha en su totalidad. Los precios de la electricidad pueden ser los mismos para cada país (en caso de que la capacidad de interconexión sea suficiente para permitir el correcto flujo de electricidad negociado previamente por los agentes implicados) o diferentes (en el caso de que la interconexión sea ocupada totalmente, siendo los precios fijados por el algoritmo de *EUPHEMIA* para cada uno de los países por separado). En el año 2015, los precios de la electricidad en España y Portugal fueron iguales el 92% del tiempo, lo que da buena muestra de la correcta integración del sistema eléctrico ibérico.

La intersección entre oferta y demanda para fijar el precio de la energía eléctrica no siempre garantiza que la solución alcanzada sea viable desde el punto de vista técnico. Por tanto, se hace necesaria la definición de restricciones para poder cumplir los requisitos técnicos del sistema en cada momento de su funcionamiento. Ése es el papel del operador del sistema, en este caso REE, que asegura que los resultados son técnicamente viables para la red de transporte. Así, los resultados brutos extraídos de la simple intersección entre curvas de oferta y demanda pueden sufrir variaciones, que suelen ser del orden del 4-5% del total de la energía.

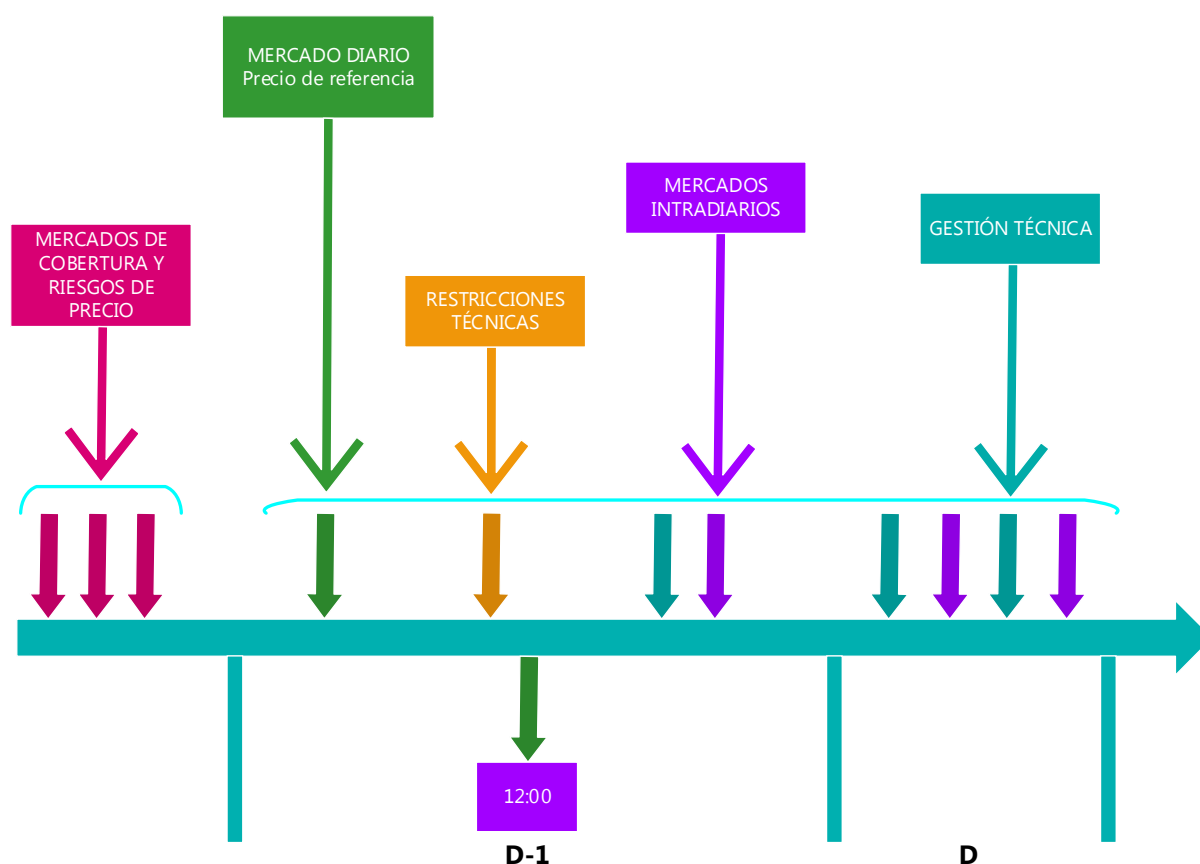


Figura 21: Mercados y procesos del MIBEL en el tiempo. Fuente: OMIE / Elaboración propia

- **Mercado intradiario.** Después de haber realizado la casación en el mercado diario, los agentes implicados en el mismo están autorizados a la compraventa de electricidad dentro del mercado intradiario, con el objetivo de realizar pequeños ajustes en la demanda, que se reflejan en el precio final de la electricidad, con un margen de hasta cuatro horas antes del instante predicho en tiempo real. A lo largo del día existen seis sesiones o momentos de contratación, haciendo de *MIBEL* el mercado intradiario más transparente y actualizado de la Unión Europea, permitiendo a todos los agentes implicados asegurar su posición en dicho mercado, además de fomentar la competitividad y la competencia, redundando normalmente en una reducción de precio final de la energía de cara al consumidor.

Así, cada día los agentes implicados en el mercado tienen hasta doce horas para presentar sus ofertas de compraventa de energía eléctrica para el día siguiente al día en curso a la OMIE. Las ofertas presentadas se ordenan en sentido ascendente en precio para la venta de la energía, comenzando en 0 €/MWh y con un precio máximo de 180,30 €/MWh. Normalmente, debido a su peculiaridad y a la dificultad de parar o poner en marcha una central al gusto, la energía nuclear entra en el pool eléctrico con el precio mínimo, seguida de la energía procedente de fuentes renovables, ya que su generación y control presentan

características poco flexibles (no es posible el almacenamiento masivo de energía y están amparadas por la normativa estatal).

Teniendo esto en cuenta, las centrales térmicas y la gran hidráulica son las que habitualmente establecen el precio unitario de la energía para el día en cuestión. Su precio depende de variables como los costes de operación y mantenimiento de las centrales o los costes de oportunidad, que marcan el precio final de venta. Por tanto, el precio unitario en [€/MWh] del último MWh de energía es el que fija el precio unitario para el día considerado, siendo vendidos toda la energía al mismo precio independientemente de la fuente de la que provenga.

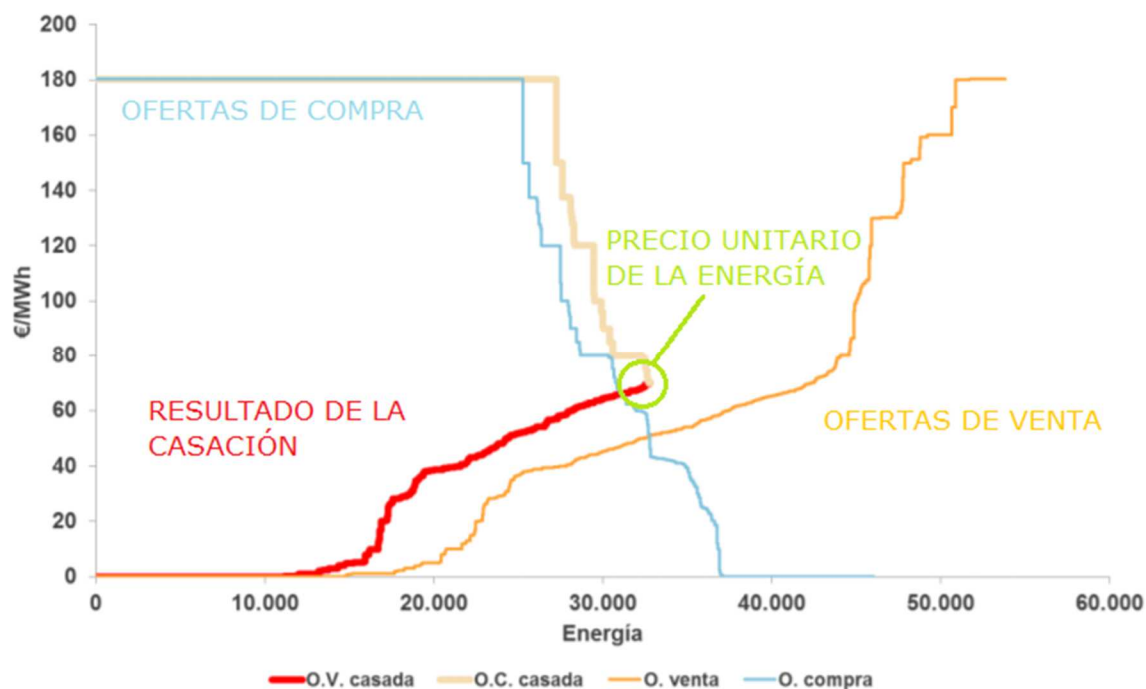
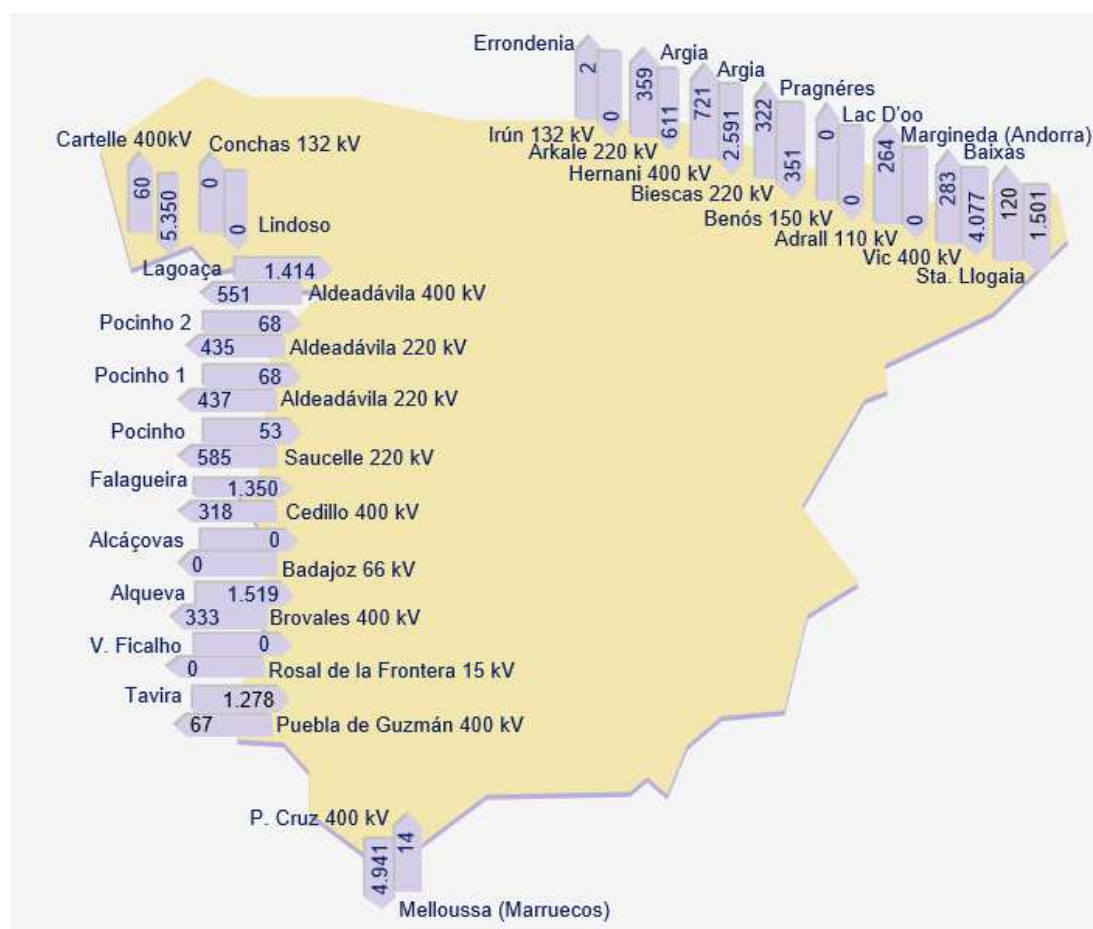


Figura 22: Curvas agregadas de oferta y demanda de energía eléctrica. Fuente: OMIE / Elaboración propia

En la figura 22 se muestran las curvas utilizadas para la fijación del precio de la energía. Se tiene por un lado la curva agregada de oferta (*ofertas de venta*) y por otro lado la curva agregada de demanda (*ofertas de compra*). Como resultado de la intersección entre las curvas *O.V. casada* y *O.C. casada*, se tiene el precio final unitario de la energía, expresado en [€/MWh]. El precio final de la energía no corresponde directamente a la intersección entre las curvas de oferta y demanda agregadas, ya que influye fuertemente en la casación final la demanda real del sistema en el momento de la casación, tal como se muestra en la figura 20: en las horas de punta, la cantidad de demanda es elevada y debe ser satisfecha aceptando en el *pool* a las energías producidas por las centrales más caras, por lo que el precio se incrementa; en el caso de las horas de valle, la cantidad de demanda del sistema es menor, por lo que en el *pool* sólo entrarán las energías cuyo precio unitario es más barato, obteniéndose por consiguiente un precio final de casación más bajo.

Con objeto de maximizar lo que en teoría económica se conoce como *beneficio social neto*, el mercado debe organizarse de una determinada manera. El *beneficio social neto* o *social welfare* gráficamente se puede describir como el área encerrada entre las dos curvas que se encuentran a la izquierda del punto de la casación de la *figura 20*, O.C. casada y O.V. casada. Es necesario que los consumidores finales de la energía eléctrica oferten un precio que se conoce como *precio marginal* en economía, es decir, el precio que estaría dispuesto a pagar un consumidor por un determinado producto o servicio en función de lo útil que le sea dicho producto o servicio. Por otro lado, los productores deben establecer el llamado *coste de oportunidad* o beneficio que dejaría de ganar si, en lugar de ofertar el producto o servicio al precio establecido, lo hiciera a un precio diferente.

El operador de la red trata de aunar todos estos conceptos y plasmarlos en una correcta distribución de los flujos energéticos de la red. Para ello, la red peninsular no es una red aislada, sino que se trata de una red conectada al resto de Europa y África, concretamente a Portugal, Francia, Andorra y Marruecos. En el año 2015, se intercambiaron un total de 23.303 GWh de energía, de los cuales 11.725 GWh fueron exportados y 11.578 GWh fueron importados, resultado un saldo neto exportador de 147 GWh.



2.4.1. El precio de la electricidad en España

El precio final de la electricidad en España está formado por diversos componentes, muchos de ellos regulados por el Gobierno como ya se ha comentado. Aun así, el precio final de la energía propiamente dicha lo marca la ley de la oferta y la demanda obteniendo el precio marginal del mercado eléctrico, además de otros costes técnicos y de mantenimiento.

Por tanto, una factura convencional de la electricidad en el entorno doméstico, consta de los siguientes componentes:

- **Costes de producción de energía eléctrica**
 - **Precio de casación de la energía eléctrica en el *pool* eléctrico:** El precio de casación diario se obtiene a partir de la gestión del operador del mercado eléctrico (en el caso de España, *OMIE*) y se establece, a través de la compraventa de energía por parte de productores y consumidores, la cantidad de la misma que va a ser transferida durante el día en cuestión. Los agentes comercializadores de la energía se nutren de una estimación de la demanda, que reflejar de manera lo más fiel posible la realidad del consumo, pudiendo así ofrecer ventajas económicas y precios más competitivos a sus clientes finales.
 - **Restricciones técnicas y servicios complementarios:** Con el objetivo de asegurar la calidad, fiabilidad y seguridad del suministro eléctrico el operador del sistema, una vez obtenido el resultado de la casación, resuelve las vicisitudes técnicas que dicha solución plantee con objeto de que la solución resulte viable. Para ello, impone unas restricciones de carácter técnico basadas en la limitación y la modificación de los programas de producción de unidades de generación y consumo de bombeo. El objetivo es la minimización de la función objetivo del coste total del sistema, cumpliendo con las restricciones necesarias para asegurar la viabilidad técnica de la solución planteada. De esta forma se puede alcanzar el equilibrio necesario entre energía generada y consumida de acuerdo a la planificación y previsión realizadas. Existen una serie de *servicios complementarios* que ejecuta el operador del sistema, a saber:
 - *Reserva de potencia adicional:* Se trata de un complemento que dota del nivel necesario de potencia de reserva al sistema si se produjeran picos de demanda no esperados. Se contempla en la potencia reservada en el *pool* diario. Es la regulación más rápida.
 - *Regulación secundaria:* Se trata de mantener el adecuado equilibrio entre la generación y la demanda corrigiendo los desvíos de frecuencia del sistema respecto a lo esperado. Para ello se actúa sobre los

reguladores de las turbinas, modificando las curvas de potencia mecánica del generador (figura 24). Es una regulación más rápida que la primaria o reserva adicional, cuyo horizonte temporal es del orden de minutos. Se retribuye mediante mecanismos de mercado por disponibilidad (banda de regulación) y uso (energía). Se debe respetar la regla de no intervención, es decir, que el intercambio neto de energía en un área de control determinada sea cero.

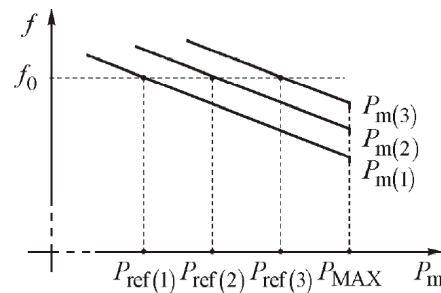


Figura 24: Curvas características de potencia mecánica de una turbina para diferentes niveles de potencia de referencia, para una frecuencia determinada.

- **Regulación terciaria:** Se trata de un servicio complementario gestionado y retribuido por mecanismos de mercado, cuyo objetivo es resolver las desviaciones entre generación y consumo, restituyendo la reserva de regulación secundaria planteada. Es la variación máxima de potencia que es capaz de experimentar una unidad de producción en un tiempo concreto, del orden de minutos hasta horas. Se trata de una regulación más lenta que la secundaria y que la primaria.

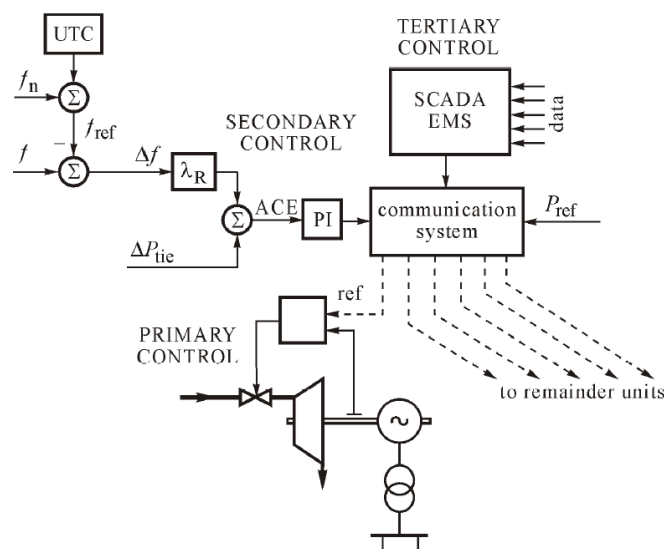


Figura 25: Niveles del control automático de la generación de energía.

- **Margen de comercialización:** Según la estrategia empresarial de cada corporación, cada comercializador de la electricidad aplicará la retribución adecuada con la que establecer un margen de beneficios que le permita obtener rentabilidad. Con respecto al monto total de la factura de la luz, este coste representa del orden del 3% de la misma.
- **Costes regulados**
 - **Peaje de energía:** Se denomina también *coste de Acceso a Terceros a la Red (ATR)* y es facturado por la compañía distribuidora de la zona donde se encuentre la instalación que se conecta a la red. El peaje se traslada al comercializador de la electricidad, que factura éste de forma conjunta con el resto de servicios. Los peajes son establecidos para la potencia y la energía, diferenciando entre cada uno de los periodos de las tarifas de acceso existentes, teniendo un precio más reducido en horas valle que en horas punta. A través de este concepto, se retribuyen los servicios de propia distribución, del transporte y las primas a las renovables, entre otros servicios.
 - **Pagos por capacidad:** Su función es garantizar la instalación, desarrollo y permanencia de la generación de energía en la red eléctrica, así como la correcta retribución del mecanismo de restricciones por garantía de suministro. Se fija por periodo de tarifa de acceso y su valor se establece sobre la energía consumida.
 - **Retribuciones de los operadores:** Este término se fija a partir de la energía consumida. Con él se retribuyen los servicios que prestan tanto el operador del mercado eléctrico (OMIE) como el operador del sistema (REE). Es un coste fijo, no depende del momento del día ni de la tarifa de acceso.
 - **Alquiler del equipo de medida:** Se trata del coste que tiene el alquiler de los equipos de medida de electricidad, que permiten fijar la cuantía de la factura del suministro eléctrico, con los correspondientes equipos de control y medición. El coste anual de arrendamiento de los equipos depende del tipo de los mismos y de sus componentes, y se reparte de forma equitativa y cada recibo mensual.
- **Impuestos**
 - **Tasa municipal:** La tasa municipal se aplica a todos los conceptos energéticos salvo al peaje, tomando un valor en torno al 1,5% del montante total de la factura. Está incluida en el término de consumo de la factura, recalando el total de su recaudación en las arcas del municipio donde se efectúa el suministro.

- **Impuesto eléctrico:** Se le aplica el 5,13% del monto total en los términos de potencia y energía consumidas.
- **IVA o IGIC:** Para la Península se aplica un IVA del 21%, mientras que para Canarias se aplica un 7% en los términos de potencia y energía, así como a todos los términos anteriormente citados.

Una vez revisados los principales costes que componen la factura eléctrica en España, se puede afirmar que el hecho de conocer con mayor precisión la demanda eléctrica para un momento determinado en la línea temporal futura influye positivamente en el precio de la misma, reduciendo los costes de la electricidad para el usuario, incluso de forma sustancial en algunos casos. Un ejemplo sería la reducción de la reserva de potencia adicional, siempre dentro de unos márgenes de seguridad, gracias a una mayor precisión en la predicción, o la disminución del margen de comercialización debido a la mayor certeza de la cantidad de energía demandada en un determinado instante de tiempo. Estas medidas abaratan el precio final de la energía eléctrica de cara al usuario.

3. MODELADO DE LA PREDICCIÓN DE LA DEMANDA DE ENERGÍA ELÉCTRICA

3.1. Introducción al modelado de la predicción de energía eléctrica

En este capítulo se tratará de explicar la metodología seguida para la correcta predicción de la demanda de energía eléctrica, que se basa en la implementación de un complejo software en la plataforma MATLAB. La versión del programa que se ha utilizado para la realización de este Trabajo ha sido la sexta versión interna del software.. Para ello, se abordará la explicación del modelo matemático ARIMA, en el que se basan las predicciones efectuadas por el programa; se explicará, en términos generales, el funcionamiento general del programa y, por último, se dará explicación resultados que el programa arroja, a partir de los cuales se ha construido el código para el análisis avanzado y la mejora de las predicciones de demanda de energía eléctrica del que es objeto este Trabajo.

3.2. Programa principal

En este punto se explicará el modelo el funcionamiento general del programa, el modelo matemático que hay detrás del mismo y los resultados que arroja. Primeramente se abordará una explicación general acerca de los factores de influencia identificados en la demanda de energía eléctrica, para posteriormente profundizar en su modelización en el modelo matemático.

3.2.1. Funcionamiento general del programa

En primer lugar, se lleva a cabo una etapa de carga y adecuación de los datos que serán necesarios para las dos etapas principales: estimación del modelo y predicción de demanda.

En el proceso de estimación del modelo, se estiman los parámetros que acompañan a los regresores, partiendo de los datos históricos de temperatura, calendario y demanda. A partir de información histórica se realiza una estimación de veinticuatro modelos horarios univariantes, que permite predecir el comportamiento futuro de la demanda a partir del comportamiento histórico de la misma. Un modelo bien estimado permite predecir el comportamiento de la demanda en el futuro suponiendo que ésta seguirá comportándose de igual manera ante sus variables explicativas.

En la fase de estimación, se considera un histórico cuya magnitud tiene una influencia directa en la bondad del modelo final. Con un histórico grande, se tiene una aproximación más realista de la realidad de los datos; sin embargo, si el histórico es demasiado grande, las predicciones finales del programa pueden verse alteradas por el cambio de los hábitos y las costumbres socioculturales de épocas pasadas, que no son necesariamente las mismas que las de tiempos presentes. El ideal radica en un equilibrio en el tamaño óptimo de la muestra escogida, que aporte una visión lo más clara posible de la realidad sin distorsionarla.

Para finalizar, se realiza la predicción de la demanda con el modelo estimado. Como variables de entrada se escogen las fechas para las que se desea obtener la predicción y las temperaturas previstas para dichas fechas, y el programa devuelve la demanda de energía eléctrica esperada para las variables explicativas introducidas.

El programa tiene en cuenta una serie de factores que influyen en la demanda de energía eléctrica, que son modelados convenientemente a través de un modelo matemático. Los principales factores que influyen en la predicción de la demanda son:

- Temperatura
- Festividades
- Cambios horarios
- Huelgas
- Periodos temporales

En este apartado se explicarán de forma descriptiva algunos de estos factores, los más relevantes, y cómo opera el modelo con ellos. En el apartado del modelo matemático se entrará en la formulación y el modelado matemático en detalle de cada factor, enmarcado dentro del modelo ARIMA.

3.2.1.1. Modelado general

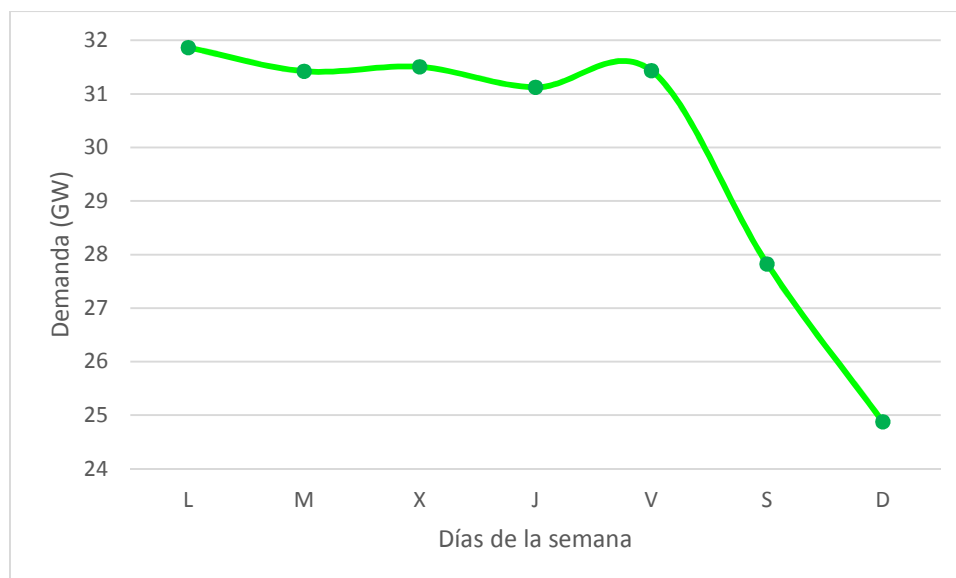


Figura 26: Demanda a las 12:00 h de la semana del 18/05/2015 al 24/05/2015

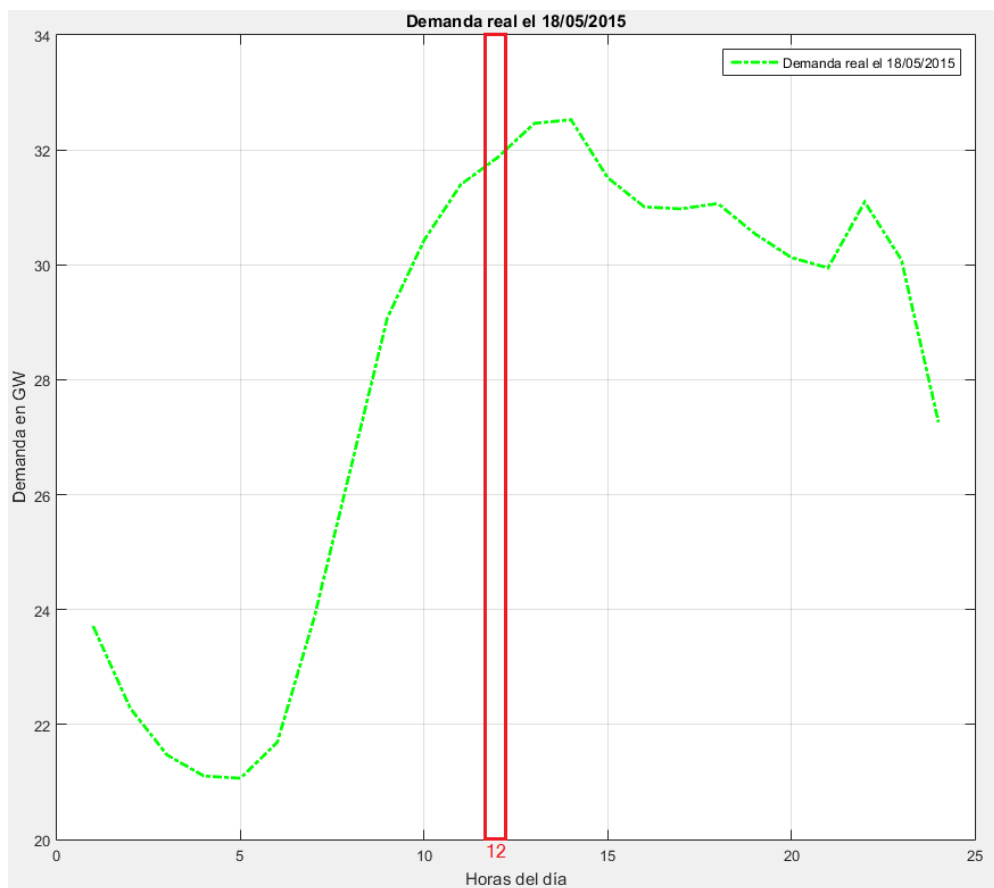


Figura 27: Demanda real para el día 18/05/2015

El programa trabaja y modela la predicción para una hora determinada del día, cómo se muestra en la *figura 27*. Con la demanda real de un día determinado, se escoge la demanda concreta para una hora específica de ese día, y se hace lo mismo para los días sucesivos. Así, se obtiene una curva como la mostrada en la *figura 26*, que muestra la demanda real para la semana del 18/05/2015 al 24/05/2015 a las 12:00 horas de cada día. Se observa que la forma de la demanda a las 12:00 horas es mayor el primer día de la semana, se mantiene más o menos constante hasta el viernes y disminuye de forma considerable durante el fin de semana.

Para el modelado general del programa se utilizan tanto modelos de regresión lineal como no lineal. En el caso de la regresión lineal, un modelo estándar tiene la siguiente forma:

$$y = \beta_0 + \beta_1 \cdot x$$

En este caso, y sería la variable demanda, y x el regresor correspondiente. Así, por ejemplo, si $\beta_1 = 3$, la demanda aumentará en tres unidades por cada unidad que aumente el regresor x .

El programa de Matlab se encarga de estimar estos regresores y su varianza, de manera que la expresión de un modelo estándar en caso de regresión lineal queda:

$$y = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 \cdot x$$

En este caso, por ejemplo, $\hat{\beta}_1 = 3 \pm 0,01$, donde 0,01 representa la varianza, que da una medida de la precisión del regresor, de su incertidumbre. En la práctica, lo que se hace es dividir el valor del $\hat{\beta}$ correspondiente entre la desviación típica del conjunto de datos, y comparar el resultado con una distribución t-Student.

3.2.1.2. Modelado de la temperatura

Para la temperatura, se utiliza un modelo de regresión no lineal, ya que la forma que toma la temperatura con la demanda se ajusta mejor a ese tipo de modelo, como se muestra en la figura 28.

Para modelar la temperatura, se utiliza la media de las temperaturas máximas del día en cuestión, que se designa como T_d . El modelo simplificado queda de la siguiente forma:

$$Dem_{h,d} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 \cdot T_d + \hat{\beta}_2 \cdot T_d^2$$

Se ha comprobado empírica y estadísticamente que las temperaturas de los días anteriores influyen de manera significativa en la demanda del día en curso. Por tanto, existe una inercia térmica que es necesario reflejar en el modelo. Para ello, se añaden nuevos regresores, llamados retardos, que toman la siguiente forma:

$$+ \hat{\beta}_3 \cdot T_{d-1} + \hat{\beta}_4 \cdot T_{d-1}^2 + \hat{\beta}_5 \cdot T_{d-2} + \hat{\beta}_6 \cdot T_{d-2}^2$$

Esencialmente, ésta es la forma que utiliza el programa para modelar la temperatura.

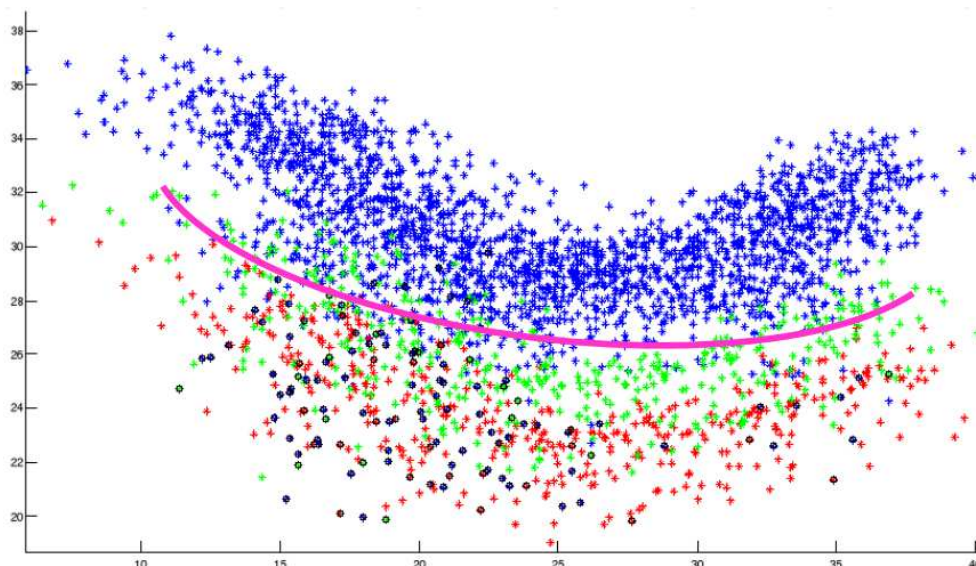


Figura 28: Modelo de regresión no lineal de la temperatura en función de la demanda

3.2.1.3. Modelado de los días festivos

Para el modelado de los días festivos, se utiliza un regresor lineal para cada festivo del año, el cual se estima. Queda de la forma:

$$+\hat{\beta}_{festivo} \cdot x_{festivo}$$

$x_{festivo}$ toma el valor 0 ó 1 dependiendo de si el día que toma en consideración el modelo a la hora de realizar la estimación es el festivo en cuestión (1) o es otro día (0).

También se tiene en cuenta el día de la semana en el que cae el festivo en cuestión para cada año determinado, por lo que será necesario añadir tantos regresores como días de la semana hay para cada festivo. Así, los términos a añadir serán:

$$+\hat{\beta}_{festivo-L} \cdot x_{festivo-L} + \hat{\beta}_{festivo-M} \cdot x_{festivo-M} + \hat{\beta}_{festivo-X} \cdot x_{festivo-X} + \hat{\beta}_{festivo-J} \cdot x_{festivo-J} \\ + \hat{\beta}_{festivo-V} \cdot x_{festivo-V} + \hat{\beta}_{festivo-S} \cdot x_{festivo-S} + \hat{\beta}_{festivo-D} \cdot x_{festivo-D}$$

Los días anteriores y posteriores al festivo en cuestión también se ven influidos por el mismo, por lo que es necesario modelar este comportamiento añadiendo nuevos regresores al modelo:

$$+\hat{\beta}_{(festivo-1)-L} \cdot x_{(festivo-1)-L} + \dots + \hat{\beta}_{(festivo-1)-D} \cdot x_{(festivo-1)-D} + \hat{\beta}_{(festivo+1)-L} \\ \cdot x_{(festivo+1)-L} + \dots + \hat{\beta}_{(festivo+1)-D} \cdot x_{(festivo+1)-D}$$

Como se puede comprobar, el número de regresores del modelo va aumentando a medida que se consideran distintas variables que influyen en el mismo, añadiendo complejidad al resultado final.

Como resultado del elevado número de regresores presentes, a efectos de aligerar la carga de procesamiento del programa, se pueden eliminar los regresores que se consideren despreciables, esto es, los que son similares a regresores ya considerados en el modelo (atendiendo a características particulares de días concretos que sean similares unos a otros) y los que tienden a cero.

Juntando todas las expresiones anteriormente descritas, una primera aproximación de la modelización de la demanda para un día d a una hora h queda:

$$Dem_{h,d} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 \cdot T_d + \hat{\beta}_2 \cdot T_d^2 + \hat{\beta}_3 \cdot T_{d-1} + \hat{\beta}_4 \cdot T_{d-1}^2 + \hat{\beta}_5 \cdot T_{d-2} + \hat{\beta}_6 \cdot T_{d-2}^2 + \hat{\beta}_{festivo-L} \\ \cdot x_{festivo-L} + \hat{\beta}_{festivo-M} \cdot x_{festivo-M} + \hat{\beta}_{festivo-X} \cdot x_{festivo-X} + \hat{\beta}_{festivo-J} \\ \cdot x_{festivo-J} + \hat{\beta}_{festivo-V} \cdot x_{festivo-V} + \hat{\beta}_{festivo-S} \cdot x_{festivo-S} + \hat{\beta}_{festivo-D} \\ \cdot x_{festivo-D} + \hat{\beta}_{(festivo-1)-L} \cdot x_{(festivo-1)-L} + \dots + \hat{\beta}_{(festivo-1)-D} \cdot x_{(festivo-1)-D} \\ + \hat{\beta}_{(festivo+1)-L} \cdot x_{(festivo+1)-L} + \dots + \hat{\beta}_{(festivo+1)-D} \cdot x_{(festivo+1)-D}$$

En la expresión anterior, por simplificar, sólo se ha considerado un hipotético festivo al que se ha llamado *festivo* de forma genérica; la expresión más general, incluye todos los festivos del calendario.

3.2.1.4. Periodos

El programa tiene dos modos de funcionamiento, el *modo online* y el *modo offline*.

- *Modo online*

Para estimar correctamente las $\hat{\beta}$ del modelo es necesario establecer un horizonte de estimación adecuado. Teniendo en cuenta las restricciones de días festivos y temperatura establecidas en los apartados anteriores, se puede comprobar que el histórico mínimo para que el programa funciona adecuadamente y contemple todas las posibilidades existentes (por ejemplo, que el día 1 de mayo caiga en lunes, o en martes, o en miércoles, etc.) para cada festivo es necesario un horizonte mínimo de estimación de doce años. En este caso, por lo comentado en el apartado 3.2.1.1, es conveniente tomar el mínimo horizonte de predicción posible, ya que así los hábitos socioculturales serán lo más parecidos posible a la realidad actual.

Por tanto, el *modo online* del programa se utiliza para realizar la predicción de demanda a corto plazo, teniendo en cuenta datos pasados.



Figura 29: Horizontes de predicción y de estimación considerados por el programa

- *Modo offline*

Se trata, esencialmente, del modo que tiene el programa de calcular los errores que comete a la hora de realizar predicciones. El programa supone que se encuentra en una fecha pasada, anterior al momento presente. A partir de ahí, el programa realiza una predicción por días, con la ventaja de que el dato real de demanda ya es conocido. Una vez realizada la predicción, se compara la demanda prevista obtenida con la demanda real para el periodo de muestra escogido, calculándose los errores obtenidos. Es la manera de mejorar las estimaciones, reduciendo los errores obtenidos en futuras actualizaciones del programa.

3.2.2. Modelo matemático ARIMA

En este apartado se explica el modelo matemático que rige el programa, así como sus diferentes correcciones con objeto de realizar predicciones más exactas. Una característica que distingue este modelo de otros modelos similares es que tiene en cuenta el llamado *refresco horario* o *corrección horaria*, un detalle de suma importancia a la hora de predecir correctamente la demanda que se explica de forma pormenorizada en el apartado 3.2.2.5 de este documento.

3.2.2.1. Modelo Reg-ARIMA para la demanda eléctrica

Llamaremos y_t al vector de dimensión 24 que contiene el logaritmo de la demanda horaria de energía eléctrica para el día t y $y_{h,t}$ el valor concreto del vector para la hora h , $h = 1, 2, \dots, 24$. Para cada hora h se ha estimado el siguiente modelo Reg-ARIMA univariante, que tiene una estacionalidad $s = 7$

$$y_{h,t} = c + \alpha_h^T X_t + \beta_h^T Z_t + v_{h,t} \quad (1)$$

$$\phi_h(B)\phi_h(B)(1-B)^d(1-B^s)^D v_{h,t} = \theta_h(B)\theta_h(B)\varepsilon_{h,t} \quad (2)$$

donde:

- c : es la constante del modelo
- X_t : vector de dimensión m_1 que incluye los regresores relativos a la temperatura del día t y anteriores (son comunes a todas las horas del día t)
- α_h : vector de dimensión m_1 que incluye los parámetros a estimar correspondientes a la temperatura (es diferente para cada hora h)
- Z_t : vector de dimensión m_2 que identifica el tipo de día t como día especial (festivo, puente, huelga, et) (común a todas las horas del día t)
- β_h : vector de dimensión m_2 que incluye los parámetros a estimar correspondientes al tipo de día (es diferente para cada hora h)
- $v_{h,t}$: errores del modelo de regresión que siguen un modelo ARIMA
- $\varepsilon_{h,t}$: innovaciones o ruido del modelo ARIMA, variables aleatorias incorrelacionadas, con distribución normal de media cero y varianza σ_h^2
- B : Operador retardo, $B^k y_{h,t} = y_{h,t-k}$
- $\phi_h(B) = (1 - \phi_{h,1}B - \dots - \phi_{h,p}B^p)$ polinomio autorregresivo regular de grado p , del mismo grado, pero con coeficientes diferentes para cada hora h .
- $\phi_h(B) = (1 - \phi_{h,1}B^s - \dots - \phi_{h,p}B^{ps})$ polinomio autorregresivo estacional ($s = 7$) con de grado $P \times s$, con P parámetros diferentes para cada hora h .
- $(1 - B)^d$: término que indica el número d de diferencias regulares
- $(1 - B^s)^D$: término que indica el número D de diferencias estacionales (semanales en este modelo)
- $\theta_h(B) = (1 - \theta_{h,1}B - \dots - \theta_{h,q}B^q)$ polinomio de media móvil regular de grado q , del mismo grado, pero con coeficientes diferentes para cada hora h .

- $\theta_h(B) = (1 - \theta_{h,1}B^s - \dots - \theta_{h,Q}B^{Qs})$ polinomio de media móvil estacional ($s = 7$) con de grado $Q \times s$, con Q parámetros diferentes para cada hora h .

Uniendo todas las horas, se puede escribir un modelo multivariante, con los polinomios de la parte ARIMA diagonales:

$$y_t = C + G X_t + F Z_t + v_t$$

$$\phi(B)\Phi(B)(I - B)^d(I - B^s)^D v_{h,t} = \theta(B)\Theta(B)\varepsilon_t \quad (3)$$

donde y_t , X_t , Z_t , v_t y ε_t son vectores de dimensión 24, C es un vector que contiene las 24 constantes de los modelos, G es la matriz de $24 \times m_1$ cuyas filas se corresponden con α_h^T los parámetros asociados a los regresores de temperaturas y F es la matriz de $24 \times m_2$ cuyas filas se corresponden con β_h^T los parámetros asociados a los regresores de tipo de día.

La modelización del efecto de la temperatura y de la tipología del día es complejo y se explicará en las secciones siguientes. Para tener una idea del número de parámetros del modelo, el número de regresores relativos a la temperatura es alrededor de 100 y por encima de 200 en el caso de la tipología del día. Un modelo plausible para la parte dinámica incluye una diferencia regular, una estacional (semanal), y varios coeficientes en la parte de media móvil, tanto estacional, como regular. Utilizando la notación del modelo anterior $p = 0$, $P = 0$, $d = 1$, $D = 1$, $q = 2$ o 3 , $Q = 1$ o 2 .

Bajo las condiciones habituales de los modelos ARIMA, si los modelos univariantes son correctos, cada una de las componentes de vector de errores del modelo ε_t es una secuencia de variables aleatorias incorrelacionada temporalmente. El planteamiento anterior no tiene en cuenta las correlaciones cruzadas entre los errores de las distintas horas del día. Por ejemplo, los errores de dos horas consecutivas son de esperar que estén altamente correlacionados. Esta dependencia se puede incorporar parcialmente en el modelo, utilizando una matriz no diagonal Σ como matriz de varianzas de los errores del modelo ε_t . Además, los errores de las últimas horas de un día, debido a la proximidad temporal, es de esperar que presenten correlaciones con los primeros errores del día siguiente. Esta estructura de dependencia puede ser tenida en cuenta para mejorar las predicciones. Este aspecto se tratará en más adelante, en el apartado de actualizaciones horarias.

3.2.2.2. Modelización de la temperatura

La relación no lineal entre demanda y temperatura se ha estudiado empleando regresiones con *splines* (Hastie y Tibshirani, 1990). Básicamente consiste en dividir el rango de temperaturas en tramos, definidos por una secuencia de nodos, y en cada uno de los tramos a justar un polinomio. En los nodos, los polinomios se unen de forma suave, globalmente la función es continua en todo el rango de temperaturas, así como su primera y segunda derivada. En un modelo convencional de *splines*, los nodos están determinado por cada dato, en el método de regresión con *splines*, las localizaciones de los nodos se eligen en función de la forma de la curva que se desea a justar. Típicamente, se toman puntos equiespaciados en el rango del regresor, en nuestro caso la temperatura.

Dado los nodos, que denominaremos $\{x_i^*: i = 1, 1, \dots, r\}$ existen varias alternativas, mu has de ellas equivalentes para elegir la base de funciones *splines*. Una base habitual que puede consultarse en los libros de Wahba (1990) y Wood (2010) es:

$$b_0(x) = 1, b_1(x) = x \text{ y } b_{i+1}(x) = R(x, x_i^*), \text{ para } i = 1, 2, \dots, r \quad (4)$$

donde:

$$R(x, x^*) = \frac{\left[\left(x^* - \frac{1}{2}\right)^2 - \frac{1}{12}\right] \left[\left(x - \frac{1}{2}\right)^2 - \frac{1}{12}\right]}{4} - \frac{\left[\left(|x - x^*| - \frac{1}{2}\right)^4 - \frac{1}{2} \left(|x - x^*| - \frac{1}{2}\right)^2 - \frac{7}{240}\right]}{24} \quad (5)$$

Sin pérdida de generalidad, se acepta que x se encuentra entre 0 y 1.

Como indicador de temperatura se toma la media de las temperaturas máximas del día obtenidas en 10 observatorios correspondientes a las capitales de mayor población que abarcan geográficamente el territorio nacional (Barcelona, Bilbao, Cáceres, Madrid, Málaga, Murcia, Oviedo, Sevilla, Valencia y Zaragoza).

Se analizaron múltiples alternativas que proporcionaban resultados similares o peores que el elegido. Definido T_a y T_b , valor mínimo y máximo del indicado de temperatura nacional T , se define x de la siguiente manera:

$$x = \frac{T - T_a}{T_b - T_a} \quad (6)$$

La demanda de un día concreto t se puede ver afectada por la temperatura de ese día y de los días anteriores $t-1, t-2, \dots, t-K$, de manera que el modelo de regresión llamando $g_{h,T} = \alpha_h^T X_T$ para la hora h se puede escribir como:

$$g_{h,T} = \alpha_{h,0} + \sum_{i=1}^{r+1} \alpha_{h,i}^0 b_i(x_t) + \sum_{i=1}^{r+1} \alpha_{h,i}^1 b_i(x_{t-1}) + \dots + \sum_{i=1}^{r+1} \alpha_{h,i}^K b_i(x_{t-K}) \quad (7)$$

El número total de parámetros que requiere modelar el efecto de la temperatura es $(r+1)(K+1)$, siendo r el número de nodos y K el número de retardos considerados, las filas de la matriz de regresores correspondiente a la temperatura son de la forma:

$$X_t^T = [b_1(x_t) \ b_2(x_t) \ \dots \ b_{r+1}(x_{t-K}) \ \dots \ b_1(x_{t-K}) \ b_2(x_{t-K}) \ \dots \ b_{r+1}(x_{t-K})] \quad (8)$$

y el vector de parámetros:

$$\alpha_h^T = [\alpha_{h,1}^0 \ \alpha_{h,2}^0 \ \dots \ \alpha_{h,r+1}^0 \ \dots \ \alpha_{h,1}^K \ \alpha_{h,2}^K \ \dots \ \alpha_{h,r+1}^K] \quad (9)$$

3.2.2.3. Modelización de los días especiales

Prácticamente, cada día de la semana tiene un perfil de demanda diferente. Los sábados y domingos son diferentes entre sí y muy diferentes del resto de días de la semana. Entre los

cinco días laborables también existen algunas diferencias, especialmente los lunes y los viernes. Los días festivos presentan una reducción muy significativa de la demanda, en alguna hora puede llegar al 30 %. El análisis de los datos muestra que los perfiles de demanda de los días festivos son diferentes entre sí. El perfil de demanda de un día festivo concreto, por ejemplo, la fiesta del 1 de mayo, cambia dependiendo del día de la semana en el que cae. Además, un día festivo modifica la demanda de uno o más días de la semana en la que se encuentra. La modelización correcta de estos días es clave para reducir el error global de predicción, pues en los modelos dinámicos el error en un día se propaga a varios días posteriores.

Los días especiales se clasifican en m tipos o grupos, que denominaremos G_1, G_2, \dots, G_m .

$$Z_{ti} = \begin{cases} 1, & t \in G_i \\ 0, & t \notin G_i \end{cases} \quad (10)$$

y $I_{t,j}$ el indicador del día de la semana:

$$I_{t,j} = \begin{cases} 1, & \text{mod}(t-j, 7) = 0 \\ 0, & \text{mod}(t-j, 7) \neq 0 \end{cases} \quad (11)$$

Para estimar el efecto sobre la demanda de los días anteriores a un festivo se consideran las variables *dummy* U_{ti}^k , donde i corresponde al tipo de día y k al número de días previos al festivo:

$$U_{ti}^k = \begin{cases} 1, & t+k \in G_i \\ 0, & t+k \notin G_i \end{cases}, k=1, 2, \dots, k_U \quad (12)$$

y de forma equivalente, se definen V_{ti}^k las variables que identifican los días posteriores a un festivo:

$$V_{ti}^k = \begin{cases} 1, & t-k \in G_i \\ 0, & t-k \notin G_i \end{cases}, k=1, 2, \dots, k_V \quad (13)$$

Finalmente, P_t un número de 0 a 1 que representa el porcentaje de población o de demanda respecto al total nacional de la región o localidades para los que el día t es festivo. Para los días especiales que afecta al total de la población P_t es igual a 1. Utilizando las variables anteriores, el efecto de los días especiales en la demanda se puede escribir mediante la siguiente función lineal:

$$f_{h,t} = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^7 \beta_{hij} Z_{ti} I_{tj} P_t + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^7 \sum_{k=1}^{k_U} \gamma_{hij}^k U_{ti}^k I_{tj} P_t + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^7 \sum_{k=1}^{k_V} \delta_{hij}^k V_{ti}^k I_{tj} P_t \quad (14)$$

Con esta formulación aparecen tres conjuntos de parámetros: β_{hij} que mide el aumento o la disminución en la demanda de la hora h de un día especial del grupo i que cae en el día de la semana j , γ_{hij}^k que mide el cambio en la demanda de la hora h , k días antes de un festivo del grupo i que cae en el día de la semana j y δ_{hij}^k lo mismo para los días posteriores al día festivo. El número total de parámetros que requiere esta modelización para cada hora es $7 \times m \times (k_U$

+ $k_V + 1$). Si el número de grupos es grande, el número de parámetros es también grande. Los valores de k_U y k_V (el número de días antes y después del festivo que se encuentran afectados) puede depender del tipo de festivo y especialmente del día de la semana en el que cae el festivo ese año, para tenerlo en cuenta estos valores pueden escribirse como k_{Uij} , k_{Vij} y pueden tomar valores 0,1,2 dependiendo de cada caso. En total, el número de parámetros para esta componente, dependiendo del número de grupos, puede estar entre 100 y 200.

Aumentar el número de grupos presenta ventajas, se es capaz de discriminar con mayor detalle la diferencia entre festivos distintos; e inconvenientes, el número de grados de libertad (datos) con los que se estiman algunos parámetros es muy reducido y si se desea estimar todas las combinaciones de tipo de festivo y día de la semana es necesario hacer la estimación con series de longitud grande, por encima de 10 años.

Se puede imponer que algunos parámetros sean iguales, lo que reduce el número de parámetros a estimar y aumentan los grados de libertad con los que se estiman estos. Por ejemplo, $\beta_{h12} = \beta_{h13} = \beta_{h14}$ indicaría que el efecto sobre la hora h es el mismo cuando el festivo cae en martes, miércoles o jueves. El modelo tal y como se plantea puede ser estimado inicialmente con un amplio número de parámetros y utilizando los contrastes que permite los modelos de regresión eliminar y agrupar regresores en función de los resultados obtenidos. La aplicación sucesiva de este método puede reducir considerablemente el número de parámetros necesario y a la vez tener en cuenta la complejidad de este efecto.

3.2.2.4. Corrección

El modelo descrito hasta ahora realiza las predicciones de la demanda para cada hora del día de manera independiente. Sin embargo, la serie tiene una frecuencia horaria, de manera que es de esperar una dependencia temporal entre la demanda de horas sucesivas que el modelo des rito hasta ahora no recoge. En esta sección se propone una manera sencilla de corregir las predicciones de los modelos horarios univariantes empleando la información de demanda de las horas inmediatamente anteriores.

Llamando ε_t al vector de dimensión 24 que contiene los errores o componente aleatoria de los 24 modelos univariantes para el día t . Si los modelos horarios univariantes están correctamente especificados y bajo las hipótesis habituales, se tiene que para cada hora h , las autocorrelaciones de la serie de errores $\varepsilon_{h,t}$ son nulas. El proceso vectorial ε_t puede mostrar autocorrelaciones distintas de cero, al considerar las correlaciones cruzadas entre errores de horas diferentes, en concreto entre los correspondientes a las horas finales de un día y las primeras del día siguiente. (Nota: Para simplificar la explicación se habla de días, pero se puede generalizar el tratamiento comenzando el proceso vectorial por la hora que se considere más adecuada desde el punto de vista de predicción). Denominando:

$$\Gamma_k = cov(\varepsilon_{t+k}, \varepsilon_t) \quad (15)$$

a las matrices de auto covarianza del proceso. Supondremos que $\Gamma_k = 0$, para $k \geq 2$, entonces se tiene que

$$\varepsilon_t = \Gamma_1 \Gamma_0^{-1} \varepsilon_{t-1} + e_t \quad (16)$$

lo que significa que los errores del día t pueden corregirse conociendo los errores del día anterior $t - 1$. Llamando y_{t-1} a las predicciones de las demandas y_t del día t obtenidas con los modelos univariantes, se tiene:

$$y_t = y_t^{t-1} + \varepsilon_t \quad (17)$$

de manera que es inmediato obtener las predicciones corregidas \hat{y}_t^{t-1} debido a la autocorrelación multivariante mediante la siguiente expresión:

$$\hat{y}_t^{t-1} = y_t^{t-1} + \varepsilon_{t-1} \quad (18)$$

siendo e_t los nuevos errores de predicción.

La idea se puede aplicar para corregir las predicciones a dos o más días. La deducción se muestra en los apéndices de forma más general, aquí se muestra la aplicación para la predicción del segundo día. Llamando y_{t+1}^{t-1} a la predicción para el día $t+1$ con información hasta $t-1$, y \hat{y}_{t+1}^{t-1} la predicción corregida, se tiene: $\Gamma_1 \Gamma_0^{-1}$

$$\hat{y}_{t+1}^{t-1} = y_{t+1}^{t-1} + (\Psi_1 + \Gamma_1 \Gamma_0^{-1})(\hat{y}_t^{t-1} - y_t^{t-1}) \quad (19)$$

siendo Ψ_1 el elemento 1 de la respuesta impulsional del modelo y el término $\hat{y}_t^{t-1} - y_t^{t-1}$ la corrección de la predicción practicada en el día previo. La matriz Ψ_1 es una matriz diagonal que se obtiene a partir del modelo (3).

3.2.2.5. Corrección horaria

Hasta ahora se han tratado cada una de las horas de forma independiente, como modelos reg-ARIMA univariantes. El análisis de la función de autocorrelación de los residuos de los modelos anteriores no muestra que existan correlaciones significativas, a excepción de algunos valores en retardos alrededor de 365 (un año). Se ha corregido el problema introduciendo parámetros MA con los retardos correspondientes, el modelo no proporciona mejoras en la predicción, por lo que en el modelo elegido no se incluyen estos parámetros.

Se ha construido el vector $\hat{\varepsilon}_t$ con los 24 residuos del día t . La matriz de varianza estimada utilizando la fórmula:

$$\hat{\Sigma} = \frac{\hat{\varepsilon}_t \hat{\varepsilon}_t^T}{n} \quad (20)$$

muestra alta dependencia entre residuos de diferentes horas. La matriz $\hat{\Sigma}$ no es diagonal. En la *figura 30* se muestra gráficamente con diferentes colores de los valores de la matriz de correlaciones. Se aprecia alta correlación positiva entre los errores de horas próximas entre sí. Gráficamente se observa que las correlaciones entre los errores de la hora h y la hora $h + k$, dependen de la hora h , lo que indica que el proceso horario no es estacionario. Este hecho también se constata al comparar los elementos diagonales de la matriz de varianzas $\hat{\Sigma}$ que

difieren significativamente entre algunas horas. Otro aspecto interesante que tiene relevancia en el modelo es que la correlación entre dos horas muy alejadas del mismo día es muy baja.

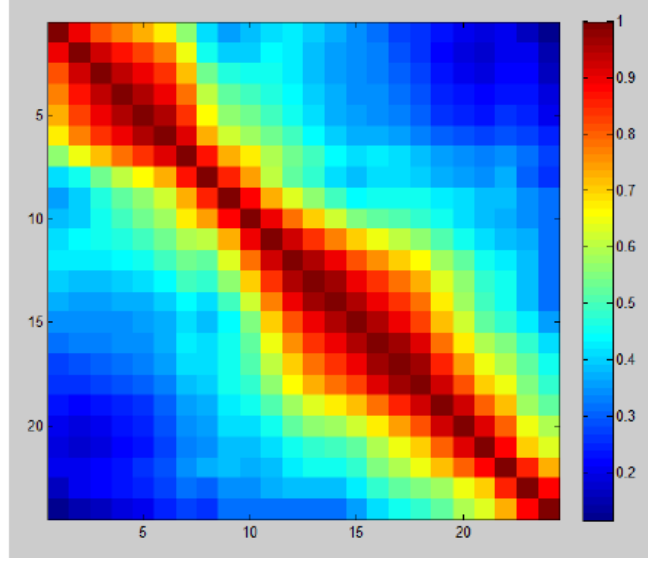


Figura 30: Matriz de correlaciones del vector residuos

El hecho de que existan altas correlaciones entre horas contiguas se mantiene entre horas próximas de días contiguos. Por ejemplo, existen correlaciones altas entre la 1, 2 y 3 de la mañana y las 23, 24 horas de la noche del día anterior. Estimando la matriz de covarianzas entre el vector $\hat{\varepsilon}_{t+1}$ y $\hat{\varepsilon}_t$ mediante la expresión:

$$\hat{\Gamma}_1 = \frac{\hat{\varepsilon}_{t+1}\hat{\varepsilon}_t^T}{n} \quad (21)$$

y a partir de ella la matriz de correlaciones entre los dos vectores (ver figura 31).

Esta correlación residual entre un día y el día anterior puede utilizarse para mejorar las predicciones de las primeras horas del día siguiente. La correlación entre horas decae rápidamente y el efecto desaparece después de 10 horas más o menos. Las correlaciones entre $\hat{\varepsilon}_{t+2}$ y $\hat{\varepsilon}_t$ son muy bajas.

La correlación entre residuos próximos en el tiempo puede ser utilizada para reducir los errores del día t a partir de la información que proporcionan los errores del día $t-1$:

$$\varepsilon_t = \Phi\varepsilon_{t-1} + w_t \quad (22)$$

siendo Φ una matriz cuadrada de dimensión 24, que se puede estimar por mínimos cuadrados,

$$\hat{\Phi} = \hat{\Gamma}_1\hat{\Gamma}_0^{-1} \quad (23)$$

donde $\hat{\Gamma}_0 = \hat{\Sigma}$ la matriz de varianzas del vector de residuos $\hat{\varepsilon}_t$.

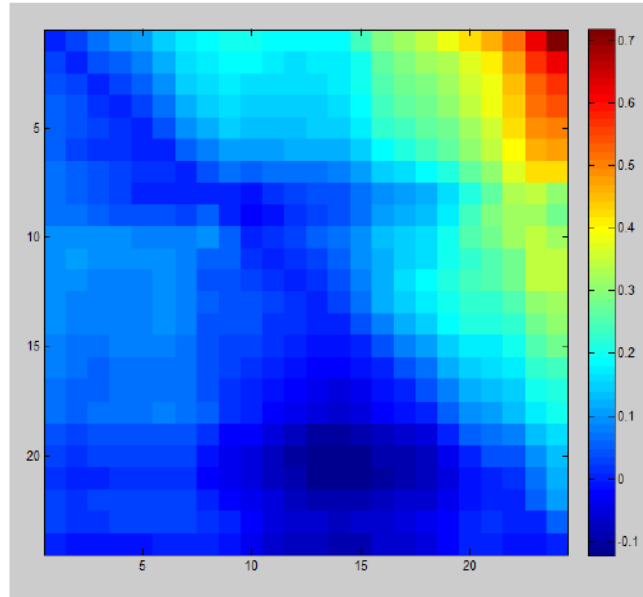


Figura 31: Representación gráfica de la matriz de autocorrelación $\hat{\epsilon}_t$ y $\hat{\epsilon}_{t-1}$

3.2.2.6. Predicciones

El objetivo fundamental del modelo es hacer predicciones horarias a corto plazo. Aunque el modelo permite hacer predicciones con cualquier horizonte, el más habitual es a un día vista. En esta sección vamos a medir la precisión del modelo estimado, utilizando en la evaluación datos no incluidos en la fase de estimación. Se han utilizado distintas longitudes de serie para la fase de estimación, de tres a nueve años. El tamaño de la ventana de estimación no tiene gran influencia en la precisión de las predicciones. Se han utilizado nueve años porque en ese paso el modelo incluye toda la información necesaria para estimar todos los parámetros empleados en la modelización de los días especiales. El modelo se ha estimado con los datos de nueve años y se ha utilizado para predecir sin ninguna re-estimación todo el año siguiente.

La bondad de las predicciones se puede medir empleando distintas medidas. Utilizaremos \hat{y}_t para indicar el vector de predicciones de la demanda del día t con información hasta el día anterior, es de ir, con datos de las 24 horas del día $t-1$. El vector con los errores de predicción lo denotaremos por $e_t = y_t - \hat{y}_t$, y para la hora h será:

$$e_{h,t} = y_{h,t} - \hat{y}_{h,t} \quad (24)$$

Como los errores aumentan cuando aumenta la demanda, para hacer que los errores sean independientes de la escala, se emplea el error porcentual $p_{h,t}$ que se define como:

$$p_{h,t} = 100 \frac{e_{h,t}}{y_{h,t}} \quad (25)$$

Se define el error cuadrático medio (*MSE*, *Mean Squared Error*) de un conjunto de errores porcentuales a la media de esos errores al cuadrado, por ejemplo, el *MSE* para un día t se define como:

$$MSE_d(día = t) = \frac{1}{24} \sum_{h=1}^{365} (p_{h,t})^2 \quad (26)$$

y si $t = 1, 2, \dots, 365$ representa los 365 días de un año, el MSE correspondiente a la hora h para ese año es:

$$MSE_h(año = a) = \frac{1}{365} \sum_{t=1}^{365} (p_{h,t})^2 \quad (27)$$

Como medida de precisión emplearemos la raíz de los valores anteriores y lo denominaremos $RMSE$. Aparte del MSE para días y años, se han obtenido para distintas combinaciones de interés. En todos los casos se ha utilizado como medida la media de los errores al cuadrado. Como se verá a continuación, los errores cambian de manera significativa para distintas horas del día, son diferentes en días laborables que festivos y también cambian según la época del año. En la figura 32 se muestran gráficamente los resultados obtenidos.

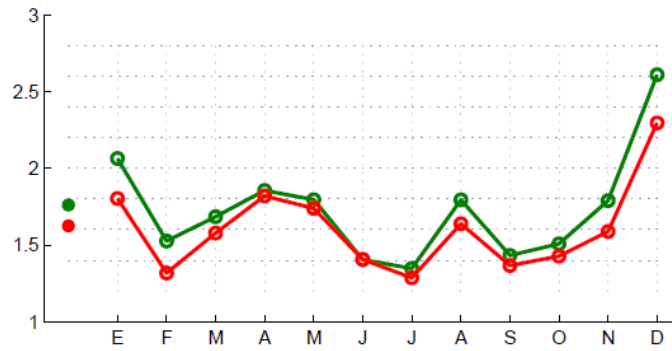


Figura 32: Errores desagregados por mes

3.2.3. Variables de salida del programa

Esencialmente, el programa guarda dos matrices de datos principales, `ajustes.mat` y `salida_datos.mat`. A efectos del Trabajo, la salida que interesa considerar es `salida_datos.mat`, que tiene una estructura de datos donde se almacenan los siguientes parámetros:

- `aa`: Se almacena el año de cada día de la muestra elegida para realizar el estudio. Para este Trabajo se ha utilizado una muestra de un total de 637 días, comenzando el 01/01/2015. Por tanto, se trata de un vector de dimensión 637x1.
- `dd`: Se almacena el día del mes correspondiente a cada entrada de datos. Por ejemplo, para el mes de enero, las primeras 31 filas del vector `dd` toman los valores [1,31]; las siguientes 28 filas, correspondientes al mes de febrero (2015 fue año bisiesto), toman

los valores [1,28], y así sucesivamente hasta completar los 637 días de la muestra. Por tanto, se trata de un vector de dimensión 637x1.

- ff : Se almacena la fecha concreta para cada día de la muestra, en formato aaammdd. Por ejemplo, para el 01/01/2015, la posición 1 toma el valor 20150101. Se trata de un vector de dimensión 637x1.
- mm : Se almacena el mes al que corresponde cada fecha de la muestra. Se trata de un vector de dimensión 637x1.
- y_0 : Se almacena la demanda prevista para cada hora de cada día de la muestra considerada, en GW. Se trata de una matriz de dimensión 637x24.
- y_1 : Se almacena la demanda real para cada hora de cada día de la muestra considerada, en GW. Se trata de una matriz de dimensión 637x24.

4. DESARROLLO DEL TRABAJO

4.1. Descripción del problema

Como reza el título del presente Trabajo, el problema que se pretende estudiar es el ver de qué manera afectan los cambios en las variables meteorológicas y de otras variables relacionadas a la predicción de la demanda, e intentar dar una solución a los problemas identificados que permita optimizar dicha predicción, haciéndola más próxima a la realidad y reduciendo los errores.

Para ello, se ha trabajado con los errores cuadráticos medios (en adelante, ECM) existentes entre las previsiones de demanda realizadas por el programa y la demanda real, trabajando en el llamado *modo offline*.

Se realizó un estudio pormenorizado de estos errores y de los diversos parámetros que influyen en los mismos, así como de sus diferentes gradientes paramétricos, que han arrojado unas conclusiones ciertamente sorprendentes.

Finalmente, a la luz de las conclusiones obtenidas, ha tratado de implementarse una solución que mejore la predicción de la demanda del programa.

4.2. Desarrollo del software

A lo largo del presente Trabajo, se han creado dos archivos con los que se ha ido depurando el código implementado en la herramienta Matlab: por un lado se ha implementado el código principal objeto del presente Trabajo, donde se hace un estudio en profundidad de los errores que arroja el programa principal, con nombre `programa` para el estudio de errores; por otro lado, con objeto de poder convertir los datos de temperaturas de las diferentes localizaciones aportados por el operador de la red a un formato compatible, e incorporar estos datos en forma de archivos `.mat` al programa principal, se ha implementado un código auxiliar llamado `programa` para la lectura de temperaturas.

4.2.1. Programa para el estudio de errores

Con más de 800 líneas de código, es el programa principal implementado para el estudio de errores y el desarrollo del trabajo. El programa cuenta con 17 revisiones distintas hasta llegar a la versión final del mismo, la número 17.

Primeramente, como se muestra en las *figuras 33 y 34*, se calculan los ECM por horas, días y totales para la muestra escogida, así como el error cuadrático (en adelante, EC), necesario para calcular los mencionados ECM. Posteriormente, se dibujan y almacenan los diferentes ECM para todos los días, horas y meses de la muestra, cuyas gráficas se pueden consultar en los anexos de este documento.

```

clear; clc; close all; aux_addpath;
load salida_datos.mat

% Número horas
global ajustes
ajustes.horas = 1:24;

% Cálculo errores
ECh          = ((y1 - y0)./y0).^2;      % Error cuadrático - horario ./real
ECMd         = sqrt(mean(ECh,2))*100;   % ECM diario
ECMh         = sqrt(mean(ECh,1))*100;   % ECM horario
ECMtotal     = sqrt(mean(mean(ECh)))*100;% ECM total

% ECM total
disp(['ECM total    :    ' num2str(ECMtotal)]); disp(' ');

% ECM horas
for i = 1:length(ajustes.horas)
    disp(['ECM(hora=' num2str(ajustes.horas(i)) , '%02.0f') ']:    '
num2str(ECMh(i))])
end, clear i; disp(' ');

figure
imagesc(ECh)
figure
plot(ECh)
title('ECh para todas las horas todos los días de la muestra')
legend('ECh hora 1','ECh hora 2','ECh hora 3','ECh hora 4','ECh hora 5','ECh
hora 6',...
'ECh hora 7','ECh hora 8','ECh hora 9','ECh hora 10','ECh hora 11','ECh
hora 12','ECh hora 13',...
'ECh hora 14','ECh hora 15','ECh hora 16','ECh hora 17','ECh hora 18','ECh
hora 19','ECh hora 20',...
'ECh hora 21','ECh hora 22','ECh hora 23','ECh hora 24')
xlabel('Días')
ylabel('ECh')

% Dibuja los ECh de todas las horas de los días de la muestra

for i = 1:length(ajustes.horas)
    figure
    plot(ECh(1:length(ECh),i))
    title(['Hora ', num2str(i)])
    xlabel('Días')
    ylabel('ECh')

end, clear i;

```

Figura 33: Código para el cálculo y dibujo de los EC y ECM (I)

```
% ECM dias
for i =1:length(ff)
    disp(['ECM(dia=' num2str(ff(i)) , '%02.0f') ']: ' num2str(ECMd(i))])
end, clear i; disp(' ');

media=mean(ECMd)

%=====

% ECM meses
meses = unique(mm); for i = 1:length(meses)
    disp(['ECM(mes = ' num2str(meses(i)) , '%02.0f') ']: ' num2str(...
        sqrt(mean(mean(ECh(mm==meses(i)) , :))) *100 ...
        )])
end, clear i meses; disp(' ');
```

Figura 34: Código para el cálculo y dibujo de los EC y ECM (II)

4.2.1.1. Definición de valores anómalos

Se han definido dos tipos de valores sobre los resultados de ECMd de la muestra escogida, a saber:

- *Anómalos nivel 1*: Entran en este apartado los puntos de la muestra de ECMd que superan el valor siguiente:

$$anómalos_1 \geq 2 \cdot S(ECMd) + \overline{ECMd}$$

Es decir, componen este grupo de valores anómalos aquéllos que son mayores o iguales que dos veces la desviación estándar de la muestra de ECMd más la media de los valores de ECMd de la muestra en su totalidad.

- *Anómalos nivel 2*: Entran en este apartado los puntos de la muestra de ECMd que superan el valor siguiente:

$$anómalos_2 \geq 3 \cdot S(ECMd) + \overline{ECMd}$$

Es decir, componen este grupo de valores anómalos aquéllos que son mayores o iguales que tres veces la desviación estándar de la muestra de ECMd más la media de los valores de ECMd de la muestra en su totalidad. A efectos prácticos, éste ha sido el método utilizado para identificar los puntos conflictivos del modelo, donde los errores eran considerados inadmisibles para una correcta predicción.

En las *figuras 35 y 36* se muestra el código implementado en Matlab que arroja como salidas gráficas de línea y de área de los ECMd anómalos de los diferentes niveles. También se almacenan los puntos anómalos de nivel 1 y de nivel 2 en las variables `anómalos` y `anomalos2` respectivamente, con el valor correspondiente de cada punto y su fecha.

```
% ECMd con área

figure
linea=media*ones(length(ECMd),1);
linea_anomalos1=(2*std(ECMd)+mean(ECMd))*ones(length(ECMd),1);
linea_anomalos2=(3*std(ECMd)+mean(ECMd))*ones(length(ECMd),1);
area(ECMd,'FaceColor','b')
hold on
plot(linea,'m')
hold on
plot(linea_anomalos1,'r')
hold on
plot(linea_anomalos2,'--r','LineWidth',2)
legend('ECMd','Media de los ECMd','Valor límite para anómalos (nivel 1)','Valor
límite para anómalos (nivel 2)')
title('ECMd para muestra')
xlabel('Días')
ylabel('ECMd')
hold on

% ECMd anómalos sobre el plot de área

for i = 1:length(ECMd)
    if ECMd(i) >= (2*std(ECMd)+mean(ECMd)) && ECMd(i) <=
(3*std(ECMd)+mean(ECMd))
        plot(i,ECMd(i),'go')
    else if ECMd(i) > (3*std(ECMd)+mean(ECMd))
        plot(i,ECMd(i),'c*')
    end,
end, clear i;

end, disp(' ');

% ECMd con línea

figure
plot(ECMd,'b')
hold on
plot(linea,'m')
hold on
plot(linea_anomalos1,'r')
hold on
```

Figura 35: Código para dibujar los ECMd y almacenar los valores anómalos (I)

```

plot(linea_anomalos1,'r')
hold on
plot(linea_anomalos2,'--r','LineWidth',2)
legend('ECMd','Media de los ECMd','Valor límite para anómalos (nivel 1)','Valor
límite para anómalos (nivel 2)')
title('ECMd para muestra')
xlabel('Días')
ylabel('ECMd')
hold on
%% Código para identificar ECMd anómalos y pintarlos sobre el plot

for i = 1:length(ECMd)
    if ECMd(i) >= (2*std(ECMd)+mean(ECMd)) && ECMd(i) <=
(3*std(ECMd)+mean(ECMd))
        anomalo.dia(i,1)=ff(i);
        anomalo.ECMd(i,1)=ECMd(i);
        plot(i,ECMd(i),'go')
        disp(['ECMd anómalo (nivel 1)(dia=' num2str(ff(i)) , '%02.0f') ']: '
num2str(ECMd(i))])
    else if ECMd(i) > (3*std(ECMd)+mean(ECMd))
        anomalo2.dia(i,1)=ff(i);
        anomalo2.ECMd(i,1)=ECMd(i);
        plot(i,ECMd(i),'c*')
        disp(['ECMd anomalo (nivel 2)(dia=' num2str(ff(i)) , '%02.0f') ']: '
' num2str(ECMd(i))])
    end,

    end, clear i;
end, disp(' ');

```

Figura 36: Código para dibujar los ECMd y almacenar los valores anómalos (II)

Además de almacenar los valores anómalos, este código tiene como salidas los `plot` o representaciones gráficas de los ECMd antes mencionados, con sus respectivos valores anómalos, como se muestra en las *figuras 37 y 38*.

Por razones puramente estéticas, se ha utilizado el gráfico con el ECMd representado en forma de área como gráfico principal de referencia.

Se puede observar que existe un total de trece puntos que contabilizan como anómalos de nivel 1, mientras que existe un total de catorce puntos que contabilizan como anómalos de nivel 2.

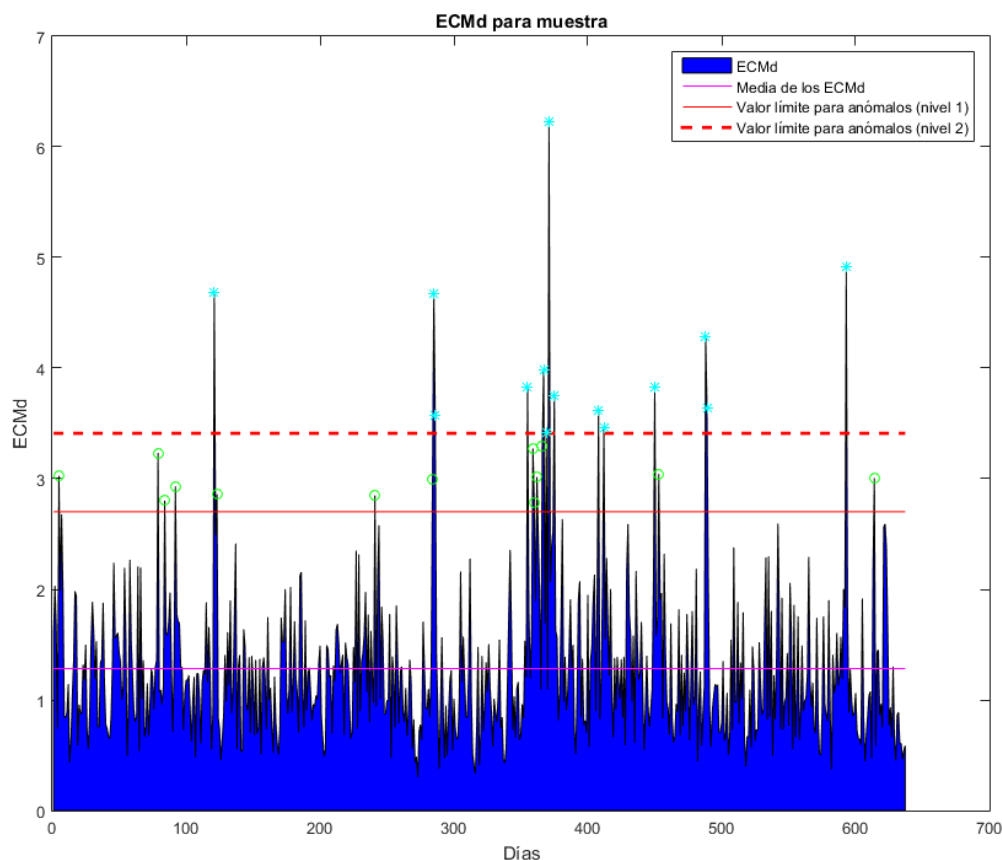


Figura 37: ECMd con área para la muestra considerada. Los anomalos nivel 1 están representados en color verde, mientras que los anomalos nivel 2 están representados en color azul.

En general, se aprecia una media del ECMd (representada en rosado en las figuras) relativamente aceptable para la muestra considerada. Sin embargo, existen fechas concretas de la muestra en las que el error detectado resulta inasumible para realizar una predicción dentro de parámetros aceptables. En concreto, entre las fechas 300 y 500 de la muestra seleccionada, es donde se encuentra la mayor concentración de puntos anomalos de nivel 1 y anomalos de nivel 2. Este periodo será objeto de un estudio especial en los próximos apartados del Trabajo, realizando una disección pormenorizada de las fechas en cuestión.

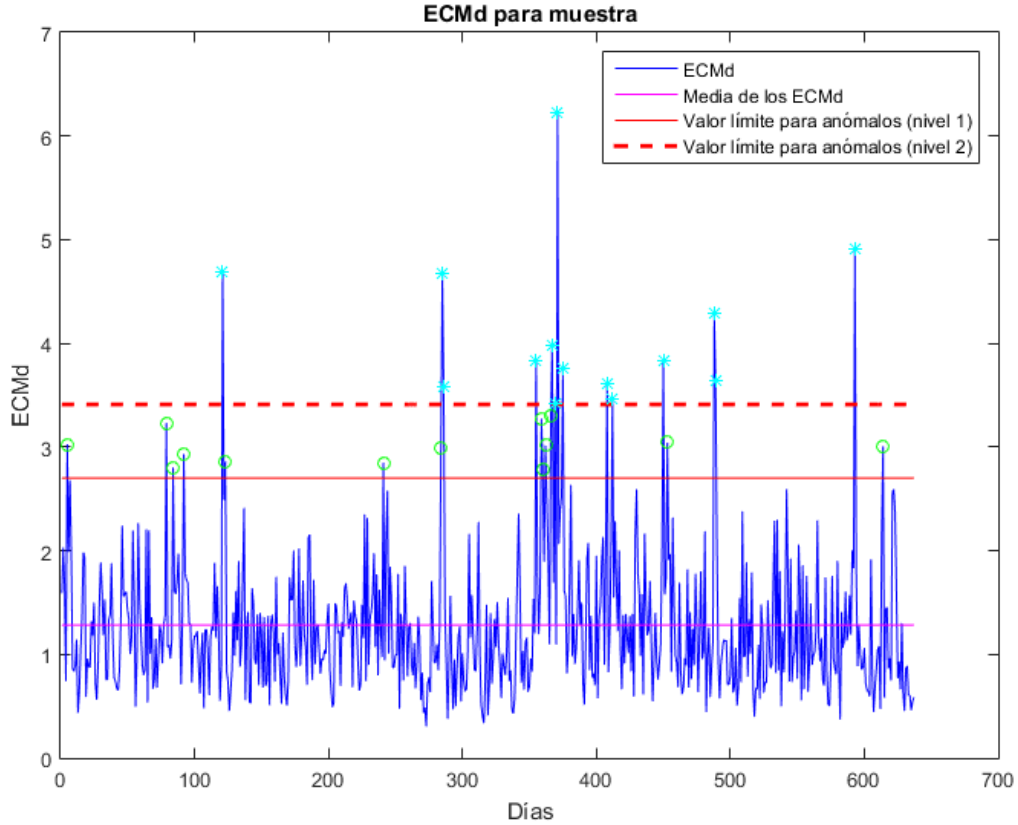


Figura 38: ECMd con línea simple la muestra considerada. Los anómalos nivel 1 están representados en color verde, mientras que los anómalos nivel 2 están representados en color azul.

4.2.1.2. Estudio de las diferencias de temperatura entre días consecutivos

Observando los resultados arrojados por los gráficos de ECMd, se llegó a la conclusión de que lo más prudente sería estudiar la diferencia de temperatura entre dos días consecutivos, y comprobar si unos valores altos de esas diferencias eran coincidentes con unos valores altos de ECMd, explicando así éstos últimos.

Para ello, se define el término de incremento de temperaturas, en el cual se evalúa la diferencia entre la temperatura prevista por el programa para el día en curso y la prevista para el día siguiente, así:

$$\Delta Temperatura = T_{prev_{d+1}} - T_{prev_d}$$

Para poder evaluar correctamente este término, es necesario cargar los datos de temperatura y demanda en el programa, y posteriormente ajustar los mismos para que trabajen con los valores seleccionados en la muestra de estudio, tal como muestra la figura 39.

```

%% Cargo datos de temperatura y demanda

load TempPrev_PENIN.mat
TempPrev.fecha = datos.fecha;
TempPrev.Tmax = datos.Tmax;
TempPrev.Tmin = datos.Tmin;

% Calculo la media de temperaturas máximas y mínimas de las 10
% localizaciones

for i = 1:length(TempPrev.Tmax)

    TempPrev.Tmaxmed(i,1) = mean (TempPrev.Tmax(i,:));
    TempPrev.Tminmed(i,1) = mean (TempPrev.Tmin(i,:));

end, clear i;

% Ajusto para coger las temperaturas previstas para la muestra
% 1561 corresponde al día 01/01/2015 y 2197 al 28/09/2016, que es cuando
% acaba la predicción

for i = 1561:2197

    TempPrevmuestra.fecha((i-1560),1) = TempPrev.fecha(i,1);
    TempPrevmuestra.Tmaxmed((i-1560),1) = TempPrev.Tmaxmed(i,1);
    TempPrevmuestra.Tminmed((i-1560),1) = TempPrev.Tminmed(i,1);

end, clear i; clear j;

load TempReal_PENIN.mat
TempReal.fecha = datos.fecha;
TempReal.Tmax = datos.Tmax;
TempReal.Tmin = datos.Tmin;

% Calculo la media de temperaturas máximas y mínimas de las 10
% localizaciones

for i = 1:length(TempReal.Tmax)

    TempReal.Tmaxmed(i,1) = mean (TempReal.Tmax(i,:));
    TempReal.Tminmed(i,1) = mean (TempReal.Tmin(i,:));

end, clear i;

% Ajusto para coger las temperaturas previstas para la muestra

for i = 9132:length(TempReal.fecha)

    TempRealmuestra.fecha((i-9131),1) = TempReal.fecha(i,1);
    TempRealmuestra.Tmaxmed((i-9131),1) = TempReal.Tmaxmed(i,1);
    TempRealmuestra.Tminmed((i-9131),1) = TempReal.Tminmed(i,1);

end, clear i; clear j;

```

Figura 39: Código para cargar los datos de temperatura y demanda, y ajustar a la muestra deseada

Una vez cargados los datos de temperatura, se implementa el código de los incrementos de temperatura entre dos días consecutivos, así como la representación gráfica de los mismos.

Observando en detalle los resultados obtenidos, se llega a la conclusión de que no basta con evaluar los incrementos de temperatura entre dos días consecutivos, sino que los resultados serían mucho más representativos si se evaluaran los incrementos acumulados de temperatura entre el día en curso y los dos días anteriores al mismo. Así, se implementa también este código.

De nuevo, se han utilizado como referencia para los valores anómalos nivel 1 y 2 las siguientes expresiones:

$$\Delta T_{prev_{anómalos_1}} \geq 2 \cdot S(\Delta T_{prev}) + \overline{\Delta T_{prev}}$$

$$\Delta T_{prev_{anómalos_2}} \geq 3 \cdot S(\Delta T_{prev}) + \overline{\Delta T_{prev}}$$

Estos incrementos de temperatura se implementan tanto para valores de temperaturas máximas como para valores de temperaturas mínimas. El código completo se puede consultar en las *figuras 40 a 47*.

```
%% Diferencias entre temperaturas previstas entre el día en curso y el día
% siguiente (para Tmax)

figure
for i = 1:(length(TempPrevmuestra.fecha)-1)

    incrementoTempPrev.incrementoTmax(i,1) = (TempPrevmuestra.Tmaxmed(i+1,1)-
TempPrevmuestra.Tmaxmed(i,1));
    incrementoTempPrev.incrementoTmin(i,1) = (TempPrevmuestra.Tminmed(i+1,1)-
TempPrevmuestra.Tminmed(i,1));
    incrementoTempPrev.fecha(i,1)=TempPrevmuestra.fecha(i,1);

end, clear i;

plot(incrementoTempPrev.incrementoTmax)
hold on
lineacero=0*ones(length(incrementoTempPrev.incrementoTmax),1);
counter = 1;

hold on
lineapos_incrementoTempPrev_anomalos1=(2*std(incrementoTempPrev.incrementoTmax)
+mean(incrementoTempPrev.incrementoTmax))*ones(length(incrementoTempPrev.increm
entoTmax),1);
```

Figura 40: Código para incrementos e incrementos acumulados de temperaturas (I)

```

lineaneg_incrementoTempPrev_anomalos1=-
(2*std(incrementoTempPrev.incrementoTmax)+mean(incrementoTempPrev.incrementoTmax))
*ones(length(incrementoTempPrev.incrementoTmax),1);
lineapos_incrementoTempPrev_anomalos2=(3*std(incrementoTempPrev.incrementoTmax)
+mean(incrementoTempPrev.incrementoTmax))*ones(length(incrementoTempPrev.increm
entoTmax),1);
lineaneg_incrementoTempPrev_anomalos2=-
(3*std(incrementoTempPrev.incrementoTmax)+mean(incrementoTempPrev.incrementoTmax))
*ones(length(incrementoTempPrev.incrementoTmax),1);
plot(lineapos_incrementoTempPrev_anomalos1,'-.c','LineWidth',1)
hold on
plot(lineapos_incrementoTempPrev_anomalos2,'-.g','LineWidth',2)
hold on
plot(lineacero,'--k','LineWidth',1)
hold on
plot(lineaneg_incrementoTempPrev_anomalos2,'-.g','LineWidth',2)
hold on
plot(lineaneg_incrementoTempPrev_anomalos1,'-.c','LineWidth',1)
hold on
legend('Incremento TempPrev (Tmax)','Valor límite para anómalos (nivel 1) de
Incremento TempPrev (Tmax)','Valor límite para anómalos (nivel 2) de Incremento
TempPrev (Tmax)')
title('Incremento TempPrev (Tmax)')
xlabel('Días')
ylabel('Incremento TempPrev (Tmax)')

% Almaceno y dibujo puntos anómalos nivel 2 en el gráfico de diferencias de
% temperaturas previstas

for i = 1:length(anomalo2.dia)

    if anomalo2.ECMd(i,1) ~= 0

        plot(i,0,'*r')
        almacenanomalos2.fecha(counter,1) = anomalo2.dia(i,1);
        almacenanomalos2.fecha(counter,2) = i;
        counter=counter+1;

    end,
end, clear i; clear counter;

j = 1;
for i = 1:length(incrementoTempPrev.incrementoTmax)
    if incrementoTempPrev.incrementoTmax(i) >=
(3*std(incrementoTempPrev.incrementoTmax)+mean(incrementoTempPrev.incrementoTmax)) ||
incrementoTempPrev.incrementoTmax(i) <= -
(3*std(incrementoTempPrev.incrementoTmax)+mean(incrementoTempPrev.incrementoTmax))

```

Figura 41: Código para incrementos e incrementos acumulados de temperaturas (II)

```

        stem(i,incrementoTempPrev.incrementoTmax(i),'m')
        disp(['Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia='
num2str(incrementoTempPrev.fecha(i) , '%02.0f') '): '
num2str(incrementoTempPrev.incrementoTmax(i))])
        anomalo2incrementoTempPrev.incrementoTmax.fecha(j,1) =
incrementoTempPrev.fecha(i);
        anomalo2incrementoTempPrev.incrementoTmax.incremento(j,1) =
incrementoTempPrev.incrementoTmax(i);
        j = j+1;

    end, clear i;
end, disp(' ');
clear j;

% Incrementos acumulados en días previos en valor absoluto (Tmax)

j = 1;

for i = 3:length(incrementoTempPrev.incrementoTmax)

    incrementoacumuladoTempPrev.Tmax(i,1) =
abs(incrementoTempPrev.incrementoTmax(i-
1,1)+incrementoTempPrev.incrementoTmax(i-2,1));

    if incrementoacumuladoTempPrev.Tmax(i,1) >=
3*std(incrementoTempPrev.incrementoTmax)+mean(incrementoTempPrev.incrementoTmax
)

        incrementoacumuladoTempPrevanomalo2.Tmax(j,1) =
incrementoacumuladoTempPrev.Tmax(i,1);
        disp(['Incremento acumulado TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia='
num2str(incrementoTempPrev.fecha(i) , '%02.0f') '): '
num2str(incrementoacumuladoTempPrev.Tmax(i))])
        j = j+1;
    end,
end, clear i; disp(' ');
clear j;

figure

plot(incrementoTempPrev.incrementoTmax)
hold on
lineacero=0*ones(length(incrementoTempPrev.incrementoTmax),1);
counter = 1;

hold on
lineapos_incrementoTempPrev_anomalos1=(2*std(incrementoTempPrev.incrementoTmax)
+mean(incrementoTempPrev.incrementoTmax))*ones(length(incrementoTempPrev.increm
entoTmax),1);
_anomalos1,'-.c','LineWidth',1)

```

Figura 42: Código para incrementos e incrementos acumulados de temperaturas (III)

```

lineaneg_incrementoTempPrev_anomalos1=-
(2*std(incrementoTempPrev.incrementoTmax)+mean(incrementoTempPrev.incrementoTmax))
*ones(length(incrementoTempPrev.incrementoTmax),1);
lineapos_incrementoTempPrev_anomalos2=(3*std(incrementoTempPrev.incrementoTmax)
+mean(incrementoTempPrev.incrementoTmax))*ones(length(incrementoTempPrev.increm
entoTmax),1);
lineaneg_incrementoTempPrev_anomalos2=-
(3*std(incrementoTempPrev.incrementoTmax)+mean(incrementoTempPrev.incrementoTmax))
*ones(length(incrementoTempPrev.incrementoTmax),1);
plot(lineapos_incrementoTempPrev_anomalos1,'-.c','LineWidth',1)
hold on
plot(lineapos_incrementoTempPrev_anomalos2,'-.m','LineWidth',2)
hold on
plot(lineacero,'--k','LineWidth',1)
hold on
plot(lineaneg_incrementoTempPrev_anomalos2,'-.m','LineWidth',2)
hold on
plot(lineaneg_incrementoTempPrev
hold on
legend('Incremento TempPrev (Tmax)','Valor límite para anómalos (nivel 1) de
Incremento TempPrev (Tmax)','Valor límite para anómalos (nivel 2) de Incremento
TempPrev (Tmax)')
title('Incremento acumulado TempPrev (Tmax) en el stem(verde)')
xlabel('Días')
ylabel('Incremento TempPrev (Tmax)')

for i = 1:length(anomalo2.dia)

    if anomalo2.ECMD(i,1) ~= 0

        plot(i,0,'*r')
        almacenanomalos2.fecha(counter,1) = anomalo2.dia(i,1);
        almacenanomalos2.fecha(counter,2) = i;
        counter=counter+1;

    end,
end, clear i; clear counter;

j = 1;
for i = 1:length(incrementoTempPrev.incrementoTmax)
    if incrementoacumuladoTempPrev.Tmax(i) >=
(3*std(incrementoTempPrev.incrementoTmax)+mean(incrementoTempPrev.incrementoTmax))
|| incrementoacumuladoTempPrev.Tmax(i) <= -
(3*std(incrementoTempPrev.incrementoTmax)+mean(incrementoTempPrev.incrementoTmax))

```

Figura 43: Código para incrementos e incrementos acumulados de temperaturas (IV)

```

stem(i,incrementoacumuladoTempPrev.Tmax(i),'g')
    disp(['Incremento acumulado TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia='
num2str(incrementoTempPrev.fecha(i) , '%02.0f') '): '
num2str(incrementoacumuladoTempPrev.Tmax(i))])
    incrementoacumuladoTempPrevanomalo2.fecha(j,1) =
incrementoTempPrev.fecha(i);
    incrementoacumuladoTempPrevanomalo2.Tmax2(j,1) =
incrementoacumuladoTempPrev.Tmax(i);
    j = j+1;

    end, clear i;
end, disp(' ');
clear j;

% Diferencias entre temperaturas previstas entre el día en curso y el día
% siguiente (para Tmin)

figure
plot(incrementoTempPrev.incrementoTmin)
hold on
lineacero=0*ones(length(incrementoTempPrev.incrementoTmin),1);
counter = 1;
hold on
lineapos_incrementoTempPrev_anomalos1=(2*std(incrementoTempPrev.incrementoTmin)
+mean(incrementoTempPrev.incrementoTmin))*ones(length(incrementoTempPrev.increm
entoTmin),1);
lineaneg_incrementoTempPrev_anomalos1=-
(2*std(incrementoTempPrev.incrementoTmin)+mean(incrementoTempPrev.incrementoTmi
n))*ones(length(incrementoTempPrev.incrementoTmin),1);
lineapos_incrementoTempPrev_anomalos2=(3*std(incrementoTempPrev.incrementoTmin)
+mean(incrementoTempPrev.incrementoTmin))*ones(length(incrementoTempPrev.increm
entoTmin),1);
lineaneg_incrementoTempPrev_anomalos2=-
(3*std(incrementoTempPrev.incrementoTmin)+mean(incrementoTempPrev.incrementoTmi
n))*ones(length(incrementoTempPrev.incrementoTmin),1);
plot(lineapos_incrementoTempPrev_anomalos1,'-.c','LineWidth',1)
hold on
plot(lineapos_incrementoTempPrev_anomalos2,'-.g','LineWidth',2)
hold on
plot(lineacero,'--k','LineWidth',1)
hold on
plot(lineaneg_incrementoTempPrev_anomalos2,'-.g','LineWidth',2)
hold on
plot(lineaneg_incrementoTempPrev_anomalos1,'-.c','LineWidth',1)
hold on
legend('Incremento TempPrev (Tmin)','Valor límite para anómalos (nivel 1) de
Incremento TempPrev (Tmin)','Valor límite para anómalos (nivel 2) de Incremento
TempPrev (Tmin)')
title('Incremento TempPrev (Tmin)')
xlabel('Días')
ylabel('Incremento TempPrev (Tmin)')

```

Figura 44: Código para incrementos e incrementos acumulados de temperaturas (V)

```

for i = 1:length(anomalo2.dia)

    if anomalo2.ECMd(i,1) ~= 0

        plot(i,0,'*r')
        almacenanomalos2.fecha(counter,1) = anomalo2.dia(i,1);
        almacenanomalos2.fecha(counter,2) = i;
        counter=counter+1;

    end,
end, clear i; clear counter;

j = 1;
for i = 1:length(incrementoTempPrev.incrementoTmin)
    if incrementoTempPrev.incrementoTmin(i) >=
(3*std(incrementoTempPrev.incrementoTmin)+mean(incrementoTempPrev.incrementoTmin)) || incrementoTempPrev.incrementoTmin(i) <= -
(3*std(incrementoTempPrev.incrementoTmin)+mean(incrementoTempPrev.incrementoTmin))

        stem(i,incrementoTempPrev.incrementoTmin(i),'m')
        disp(['Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia='
num2str(incrementoTempPrev.fecha(i) , '%02.0f') '): '
num2str(incrementoTempPrev.incrementoTmin(i))])
        anomalo2.incrementoTempPrev.incrementoTmin.fecha(j,1) =
incrementoTempPrev.fecha(i);
        anomalo2.incrementoTempPrev.incrementoTmin.incremento(j,1) =
incrementoTempPrev.incrementoTmin(i);
        j = j+1;

    end, clear i;
end, disp(' ');

% Incrementos acumulados en días previos en valor absoluto (Tmin)

j = 1;

for i = 3:length(incrementoTempPrev.incrementoTmin)

    incrementoacumuladoTempPrev.Tmin(i,1) =
abs(incrementoTempPrev.incrementoTmin(i-
1,1)+incrementoTempPrev.incrementoTmin(i-2,1));

    if incrementoacumuladoTempPrev.Tmin(i,1) >=
3*std(incrementoTempPrev.incrementoTmin)+mean(incrementoTempPrev.incrementoTmin)

        incrementoacumuladoTempPrev.anomalo2.Tmin(j,1) =
incrementoacumuladoTempPrev.Tmin(i,1);
        disp(['Incremento acumulado TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia='
num2str(incrementoTempPrev.fecha(i) , '%02.0f') '): '
num2str(incrementoacumuladoTempPrev.Tmin(i))])
        j = j+1;
    end
end

```

Figura 45: Código para incrementos e incrementos acumulados de temperaturas (VI)

```

end,
end, clear i; disp(' ');
clear j;

figure

plot(incrementoTempPrev.incrementoTmin)
hold on
lineacero=0*ones(length(incrementoTempPrev.incrementoTmax),1);
counter = 1;

hold on
lineapos_incrementoTempPrev_anomalos1=(2*std(incrementoTempPrev.incrementoTmin)
+mean(incrementoTempPrev.incrementoTmin))*ones(length(incrementoTempPrev.increm
entoTmin),1);
lineaneg_incrementoTempPrev_anomalos1=-
(2*std(incrementoTempPrev.incrementoTmin)+mean(incrementoTempPrev.incrementoTmi
n))*ones(length(incrementoTempPrev.incrementoTmin),1);
lineapos_incrementoTempPrev_anomalos2=(3*std(incrementoTempPrev.incrementoTmin)
+mean(incrementoTempPrev.incrementoTmin))*ones(length(incrementoTempPrev.increm
entoTmin),1);
lineaneg_incrementoTempPrev_anomalos2=-
(3*std(incrementoTempPrev.incrementoTmin)+mean(incrementoTempPrev.incrementoTmi
n))*ones(length(incrementoTempPrev.incrementoTmin),1);
plot(lineapos_incrementoTempPrev_anomalos1,'-.c','LineWidth',1)
hold on
plot(lineapos_incrementoTempPrev_anomalos2,'-.m','LineWidth',2)
hold on
plot(lineacero,'--k','LineWidth',1)
hold on
plot(lineaneg_incrementoTempPrev_anomalos2,'-.m','LineWidth',2)
hold on
plot(lineaneg_incrementoTempPrev_anomalos1,'-.c','LineWidth',1)
hold on
legend('Incremento TempPrev (Tmin)','Valor límite para anómalos (nivel 1) de
Incremento TempPrev (Tmin)','Valor límite para anómalos (nivel 2) de Incremento
TempPrev (Tmin)')
title('Incremento acumulado TempPrev (Tmin) en el stem(verde)')
xlabel('Días')
ylabel('Incremento TempPrev (Tmin)')

for i = 1:length(anomalo2.dia)

    if anomalo2.ECMd(i,1) ~= 0

        plot(i,0,'*r')
        almacenanomalos2.fecha(counter,1) = anomalo2.dia(i,1);
        almacenanomalos2.fecha(counter,2) = i;
        counter=counter+1;

    end,
end, clear i; clear counter;

```

Figura 46: Código para incrementos e incrementos acumulados de temperaturas (VII)

```

j = 1;
for i = 1:length(incrementoTempPrev.incrementoTmin)
    if incrementoacumuladoTempPrev.Tmin(i) >=
(3*std(incrementoTempPrev.incrementoTmin)+mean(incrementoTempPrev.incrementoTmin)) || incrementoacumuladoTempPrev.Tmin(i) <= -
(3*std(incrementoTempPrev.incrementoTmin)+mean(incrementoTempPrev.incrementoTmin))

        stem(i,incrementoacumuladoTempPrev.Tmin(i),'g')
        disp(['Incremento acumulado TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia='
num2str(incrementoTempPrev.fecha(i) , '%02.0f') '): '
num2str(incrementoacumuladoTempPrev.Tmin(i))])
        incrementoacumuladoTempPrevanomalo2.fecha(j,1) =
incrementoTempPrev.fecha(i);
        incrementoacumuladoTempPrevanomalo2.Tmin2(j,1) =
incrementoacumuladoTempPrev.Tmin(i);
        j = j+1;

    end, clear i;
end, disp(' ');
clear j;

```

Figura 47: Código para incrementos e incrementos acumulados de temperaturas (VIII)

Los resultados obtenidos se expondrán en el Capítulo 5 de este Trabajo.

4.2.1.3. Estudio de los gradientes de los incrementos de temperatura

Observando los resultados obtenidos a partir de los incrementos e incrementos acumulados de temperaturas máximas y mínimas, se profundiza más en el estudio de la influencia de ésta en el error entre la predicción de la demanda realizada por el programa y la demanda real. Para ello, se llega a la conclusión de que no basta con estudiar el incremento acumulado de temperatura, sino que el gradiente de dicho incremento tiene una influencia directa en la correcta predicción de la demanda. Es decir, la pendiente del incremento acumulado influye negativamente en el error, aumentando éste cuanto mayor sea aquélla. Es importante estudiar este parámetro, ya que si la temperatura aumenta o disminuye de forma brusca en un periodo corto de tiempo, es de esperar que provoque una inestabilidad en el programa principal que impida realizar una predicción con un error aceptable.

Para comprobar esta hipótesis, que será debidamente analizada en el Capítulo 5 de este Trabajo, se implementa en Matlab el correspondiente código, representado en las figuras 48 a 52.


```
% Gradiente de los incrementos de temperaturas máximas y mínimas

for i = 1:(length(incrementoTempPrev.fecha)-1)

    gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmax(i,1) =
    (incrementoTempPrev.incrementoTmax(i+1,1)-
    incrementoTempPrev.incrementoTmax(i,1));
    gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmin(i,1) =
    (incrementoTempPrev.incrementoTmin(i+1,1)-
    incrementoTempPrev.incrementoTmin(i,1));
    gradienteincrementoTempPrev.fecha(i,1)=TempPrevmuestra.fecha(i,1);

end, clear i;

% Dibujo los gradientes de temperaturas máximas y mínimas

lineapos_gradienteincrementoTempPrev_anomalos2=lineapos_incrementoTempPrev_anom
alos2;
lineaneg_gradienteincrementoTempPrev_anomalos2=lineaneg_incrementoTempPrev_anom
alos2;
lineapos_gradienteincrementoTempPrev_anomalos1=lineapos_incrementoTempPrev_anom
alos1;
lineaneg_gradienteincrementoTempPrev_anomalos1=lineaneg_incrementoTempPrev_anom
alos1;
lineacero gradiente=0*ones(length(gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmax),1)
;

% Gradiente Tmax

figure
plot(gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmax,'-y','LineWidth',2)
hold on
plot(lineapos_gradienteincrementoTempPrev_anomalos2,'-g','LineWidth',2)
hold on
plot(lineapos_gradienteincrementoTempPrev_anomalos1,'-c','LineWidth',2)
hold on
plot(lineacero gradiente,'--k','LineWidth',1)
hold on
plot(lineaneg_gradienteincrementoTempPrev_anomalos2,'-g','LineWidth',2)
hold on
plot(lineaneg_gradienteincrementoTempPrev_anomalos1,'-c','LineWidth',2)
hold on
legend('Gradiente Incremento TempPrev (Tmax)','Valor límite para anómalos
(nivel 2) de Gradiente Incremento TempPrev (Tmax)','Valor límite para anómalos
(nivel 1) de Gradiente Incremento TempPrev (Tmax)')
title('Gradiente Incremento TempPrev (Tmax)')
xlabel('Días')
ylabel('Gradiente Incremento TempPrev (Tmax)')

counter = 1;
```

Figura 48: Código para los incrementos de los gradientes de temperatura (I)

```

for i = 1:length(anomalo2.dia)

    if anomalo2.ECMd(i,1) ~= 0

        plot(i,0,'*r')
        almacenanomalos2.fecha(counter,1) = anomalo2.dia(i,1);
        almacenanomalos2.fecha(counter,2) = i;
        counter=counter+1;

    end,
end, clear i; clear counter;

j = 1;
for i = 1:length(gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmax)
    if gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmax(i) >=
(3*std(incrementoTempPrev.incrementoTmax)+mean(incrementoTempPrev.incrementoTmax)) || gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmax(i) <= -
(3*std(incrementoTempPrev.incrementoTmax)+mean(incrementoTempPrev.incrementoTmax))

        stem(i,gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmax(i),'g')
        disp(['Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia='
num2str(gradienteincrementoTempPrev.fecha(i) , '%02.0f') '): '
num2str(gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmax(i))])
        anomalo2gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmax.fecha(j,1) =
gradienteincrementoTempPrev.fecha(i);
        anomalo2gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmax.incremento(j,1) =
gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmax(i);
        j = j+1;

    end, clear i;
end, disp(' ');
hold on
j = 1;
for i = 1:length(gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmax)
    if gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmax(i) >=
(2*std(incrementoTempPrev.incrementoTmax)+mean(incrementoTempPrev.incrementoTmax)) || gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmax(i) <= -
(2*std(incrementoTempPrev.incrementoTmax)+mean(incrementoTempPrev.incrementoTmax))

        stem(i,gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmax(i),'b')
        disp(['Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia='
num2str(gradienteincrementoTempPrev.fecha(i) , '%02.0f') '): '
num2str(gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmax(i))])
        anomalolgradienteincrementoTempPrev.incrementoTmax.fecha(j,1) =
gradienteincrementoTempPrev.fecha(i);
        anomalolgradienteincrementoTempPrev.incrementoTmax.incremento(j,1) =
gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmax(i);
        j = j+1;

    end, clear i;
end, disp(' ');

```

Figura 49: Código para los incrementos de los gradientes de temperatura (II)

```
% Gradiente Tmin

figure
plot(gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmin, '-.m', 'LineWidth', 2)
hold on
plot(lineapos_gradienteincrementoTempPrev_anomalos2, '-.g', 'LineWidth', 2)
hold on
plot(lineapos_gradienteincrementoTempPrev_anomalos1, '-.c', 'LineWidth', 2)
hold on
plot(lineacero_gradiente, '--k', 'LineWidth', 1)
hold on
plot(lineaneg_gradienteincrementoTempPrev_anomalos2, '-.g', 'LineWidth', 2)
hold on
plot(lineaneg_gradienteincrementoTempPrev_anomalos1, '-.c', 'LineWidth', 2)
hold on
legend('Gradiente Incremento TempPrev (Tmin)', 'Valor límite para anómalos  
(nivel 2) de Gradiente Incremento TempPrev (Tmin)', 'Valor límite para anómalos  
(nivel 1) de Gradiente Incremento TempPrev (Tmin)')
title('Gradiente Incremento TempPrev (Tmin)')
xlabel('Días')
ylabel('Gradiente Incremento TempPrev (Tmin)')

counter = 1;
for i = 1:length(anomalo2.dia)

    if anomalo2.ECMd(i,1) ~= 0

        plot(i,0, 'r')
        almacenanomalos2.fecha(counter,1) = anomalo2.dia(i,1);
        almacenanomalos2.fecha(counter,2) = i;
        counter=counter+1;

    end,
end, clear i; clear counter;
j = 1;
for i = 1:length(gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmin)
    if gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmin(i) >=
(3*std(incrementoTempPrev.incrementoTmin)+mean(incrementoTempPrev.incrementoTmin)) || gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmin(i) <= -
(3*std(incrementoTempPrev.incrementoTmin)+mean(incrementoTempPrev.incrementoTmin))
        stem(i, gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmin(i), 'g')
        disp(['Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2) (dia='
num2str(gradienteincrementoTempPrev.fecha(i) , '%02.0f') '): '
num2str(gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmin(i))])
        anomalo2_gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmin.fecha(j,1) =
gradienteincrementoTempPrev.fecha(i);
        anomalo2_gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmin.incremento(j,1) =
gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmin(i);
        j = j+1;

    end, clear i;
end, disp(' ');
hold on
```

Figura 50: Código para los incrementos de los gradientes de temperatura (III)

```

j = 1;
for i = 1:length(gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmin)
    if gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmin(i) >=
(2*std(incrementoTempPrev.incrementoTmin)+mean(incrementoTempPrev.incrementoTmin)) || gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmin(i) <= -
(2*std(incrementoTempPrev.incrementoTmin)+mean(incrementoTempPrev.incrementoTmin))

        stem(i,gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmin(i),'b')
        disp(['Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia='
num2str(gradienteincrementoTempPrev.fecha(i) , '%02.0f') '): '
num2str(gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmin(i))])
        anomalolgradienteincrementoTempPrev.incrementoTmin.fecha(j,1) =
gradienteincrementoTempPrev.fecha(i);
        anomalolgradienteincrementoTempPrev.incrementoTmin.incremento(j,1) =
gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmin(i);
        j = j+1;

    end, clear i;
end, disp(' ');

% Almaceno y dibujo puntos anómalos nivel 2 en el gráfico de gradiente de
diferencias de
% temperaturas previstas

counter = 1;

for i = 1:length(anomalo2.dia)

    if anomalo2.ECMd(i,1) ~= 0

        plot(i,0,'*b')
        almacenanomalos2.fecha(counter,1) = anomalo2.dia(i,1);
        almacenanomalos2.fecha(counter,2) = i;
        counter=counter+1;

    end,
end, clear i; clear counter;

j = 1;
for i = 1:length(gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmax)
    if gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmax(i) >=
(3*std(incrementoTempPrev.incrementoTmax)+mean(incrementoTempPrev.incrementoTmax)) || gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmax(i) <= -
(3*std(incrementoTempPrev.incrementoTmax)+mean(incrementoTempPrev.incrementoTmax))

        stem(i,gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmax(i),'g')
        disp(['Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia='
num2str(gradienteincrementoTempPrev.fecha(i) , '%02.0f') '): '
num2str(gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmax(i))])

```

Figura 51: Código para los incrementos de los gradientes de temperatura (IV)

```

anomalo2gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmax.fecha(j,1) =
gradienteincrementoTempPrev.fecha(i);
    anomalo2gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmax.incremento(j,1) =
gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmax(i);
    j = j+1;

    end, clear i;
end, disp(' ');

hold on

j = 1;
for i = 1:length(gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmax)
    if gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmax(i) >=
(2*std(incrementoTempPrev.incrementoTmax)+mean(incrementoTempPrev.incrementoTmax)) || gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmax(i) <= -
(2*std(incrementoTempPrev.incrementoTmax)+mean(incrementoTempPrev.incrementoTmax))

        stem(i,gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmax(i),'b')
        disp(['Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia='
num2str(gradienteincrementoTempPrev.fecha(i) , '%02.0f') '): '
num2str(gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmax(i))])
        anomalo1gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmax.fecha(j,1) =
gradienteincrementoTempPrev.fecha(i);
        anomalo1gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmax.incremento(j,1) =
gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmax(i);
        j = j+1;

    end, clear i;
end, disp(' ');

```

Figura 52: Código para los incrementos de los gradientes de temperatura (V)

Finalmente, se exportan a hojas de Excel los datos obtenidos, para facilitar el tratamiento de los mismos. Se implementa el código en Matlab en las figuras 53 y 54.

```

%      Exportar a Excel datos mostrados por disp de Tmin

filename = 'gradienteincrementoTmin.xlsx';
longfecha = length(anomalo2gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmin.fecha);
medidasize = [longfecha 2];
X = zeros(medidasize);

for i = 1:length(anomalo2gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmin.fecha)

X(i,1) = [anomalo2gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmin.fecha(i)];

```

Figura 53: Código para exportar a hojas de Excel los resultados obtenidos (I)

```

X(i,2) = [anomalo2gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmin.incremento(i)];

end,clear i;
xlswrite(filename,X); clear X;

%    Exportar a Excel datos mostrados por disp de Tmax

filename = 'gradienteincrementoTmax.xlsx';
longfecha = length(anomalo2gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmax.fecha);
medidasize = [longfecha 2];
X = zeros(medidasize);
for i = 1:length(anomalo2gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmax.fecha)

X(i,1) = [anomalo2gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmax.fecha(i)];
X(i,2) = [anomalo2gradienteincrementoTempPrev.incrementoTmax.incremento(i)];

end,clear i;
xlswrite(filename,X); clear X;

```

Figura 54: Código para exportar a hojas de Excel los resultados obtenidos (II)

4.2.1.4. Representación de las demandas previstas por el programa y las demandas reales para los días anómalos nivel 2

Se ha creído conveniente obtener la representación gráfica de las demandas previstas por el programa y las demandas reales de los días definidos como *anómalos nivel 2*, en los que el ECMd es inadmisibles. Además, se han representado las demandas del día anterior y posterior a la fecha en cuestión, considerando las tendencias relevantes, como se verá en el Capítulo 5 de este Trabajo. Adicionalmente, se ha representado un mapeado en tres dimensiones de las demandas reales y previstas para cada día de la muestra escogida. Los mencionados gráficos se pueden consultar en el anexo de este documento.

El código implementado en Matlab se muestra a continuación:

```

%% Dibujo de las demandas previstas y reales

figure
mesh(y0)
hold on
title('Demanda prevista para todas las horas y todos los días de la muestra')
xlabel('Horas')
ylabel('Días')
zlabel('Demanda prevista')

```

Figura 55: Código implementado para calcular las demandas reales y previstas (I)

```

figure
mesh(y1)
hold on
title('Demanda real para todas las horas y todos los días de la muestra')
xlabel('Horas')
ylabel('Días')
zlabel('Demanda real')

for i = 1:length(almacenanomalos2.fecha)

    auxiliar1 = almacenanomalos2.fecha(i,2);
    auxiliarant = auxiliar1-1;
    auxiliarpst = auxiliar1+1;

    demandaprev_dia = y0(auxiliar1,:);
    demandareal_dia = y1(auxiliar1,:);
    demandaprev_dias_cons = y0((auxiliarant:auxiliarpst),:);
    demandareal_dias_cons = y1((auxiliarant:auxiliarpst),:);

    counteraux1 = 1;
    counteraux2 = 24;

    for g= 1:3

        demandaprev_dias_cons2(1,counteraux1:counteraux2) =
demandaprev_dias_cons(g,:);
        demandareal_dias_cons2(1,counteraux1:counteraux2) =
demandareal_dias_cons(g,:);

        counteraux1 = counteraux1 + 24;
        counteraux2 = counteraux2 + 24;

    end, clear counteraux1; clear counteraux2; clear g;

    auxiliar2 = (almacenanomalos2.fecha(i,1));
figure
plot(demandaprev_dias_cons2,'-.r','LineWidth',2)
hold on
grid on
plot(demandareal_dias_cons2,'-.g','LineWidth',2)
hold on
yL = get(gca,'YLim');
line([24 24],yL,'Color','k');
line([48 48],yL,'Color','k');
hold on
str=['Diferencias entre demanda prevista y real para el día
',num2str(auxiliar2),' y el día anterior y posterior'];
title(str)
xlabel('Horas del día')
ylabel('Demanda en GW')
legend('Demanda prevista','Demanda real')

end, clear i;

```

Figura 56: Código implementado para calcular las demandas reales y previstas (II)

4.2.2. Programa para la lectura de temperaturas

Con objeto de cargar los datos de temperaturas en el programa principal, se ha implementado el código necesario en Matlab. El programa, llamado `programa para la lectura de temperaturas`, cuenta con 10 revisiones distintas hasta llegar a la versión final del mismo, la número 10.

Los archivos proporcionados tienen formato `.CSV`, por lo que es necesario transformar estos datos en otros que pueda leer el programa. Por tanto, se crea una variable con cuatro subvariables en su interior: `fecha`, `TA`, `Tmax` y `Tmin`.

Como ya se ha explicado en este documento, el modelo matemático tiene en cuenta diez localizaciones repartidas por el territorio peninsular, ya especificadas anteriormente en el Trabajo. Internamente, los códigos para las diez localizaciones son los siguientes:

- 0076: Barcelona
- 1082: Bilbao
- 3469A: Cáceres
- 3129: Madrid
- 6155A: Málaga
- 7178I: Murcia
- 1249X: Oviedo
- 5783: Sevilla
- 8414A: Valencia
- 9434P: Zaragoza

En la primera parte del programa se cargan los datos de cada archivo `.CSV` (uno para cada fecha de la muestra) y se almacena en una variable con la estructura anteriormente presentada. Para almacenar tan sólo los datos correspondientes a cada localización escogida por el modelo matemático, se utiliza un método de comparación de caracteres. Todo esto se puede muestra en las *figuras 57 a 63*.

```
clc; clear;
listado = dir('*.csv');

for i_file = 1:length(listado)

    nombre = listado(i_file).name;
    fid = fopen(nombre);
    counter = 0;
    tline = fgetl(fid);

    while ischar(tline)~(' ');

        A = [nombre(6:9) nombre(11:12) nombre(14:15)]; %Pone la fecha
```

Figura 57: Código para identificar las localizaciones y almacenar datos de temperatura (I)


```

B = str2num(A);
TempReal.fecha(i_file,:) = B;

while ischar(tline);

    if strcmp(tline(1:4), '0076') % Compara strings (para 0076)

        formatSpec = '%s';
        N=11;
        C = textscan(tline,formatSpec,N,'Delimiter',';');

        aux_1 = cell2mat(C{1,1}(6,1)); %aux_1 es para TA
        aux_2 = cell2mat(C{1,1}(7,1)); %aux_2 es para Tmax
        aux_3 = cell2mat(C{1,1}(8,1)); %aux_3 es para Tmin

        if aux_1 ~ ('');
            TempReal.TA(i_file,1) = str2num(aux_1);
        else TempReal.TA(i_file,1) = -1000;
        end,

        if aux_2 ~ ('');
            TempReal.Tmax(i_file,1) = str2num(aux_2);
        else TempReal.Tmax(i_file,1) = -1000;
        end,

        if aux_3 ~ ('');
            TempReal.Tmin(i_file,1) = str2num(aux_3);
        else TempReal.Tmin(i_file,1) = -1000;
        end,

    else if strcmp(tline(1:4), '1082')

        formatSpec = '%s';
        N=11;
        C = textscan(tline,formatSpec,N,'Delimiter',';');

        aux_1 = cell2mat(C{1,1}(6,1)); %aux_1 es para TA
        aux_2 = cell2mat(C{1,1}(7,1)); %aux_2 es para Tmax
        aux_3 = cell2mat(C{1,1}(8,1)); %aux_3 es para Tmin

        if aux_1 ~ ('');
            TempReal.TA(i_file,2) = str2num(aux_1);
        else TempReal.TA(i_file,2) = -1000;
        end,

        if aux_2 ~ ('');
            TempReal.Tmax(i_file,2) = str2num(aux_2);
        else TempReal.Tmax(i_file,2) = -1000;
        end,
    end
end

```

Figura 58: Código para identificar las localizaciones y almacenar datos de temperatura (II)

```

if aux_3 ~ ('');
    TempReal.Tmin(i_file,2) = str2num(aux_3);
else TempReal.Tmin(i_file,2) = -1000;
end,

    else if strcmp(tline(1:5), '3469A')

        formatSpec = '%s';
        N=11;
        C = textscan(tline,formatSpec,N,'Delimiter',';');

        aux_1 = cell2mat(C{1,1}(6,1)); %aux_1 es para TA
        aux_2 = cell2mat(C{1,1}(7,1)); %aux_2 es para Tmax
        aux_3 = cell2mat(C{1,1}(8,1)); %aux_3 es para Tmin

        if aux_1 ~ ('');
            TempReal.TA(i_file,3) = str2num(aux_1);
        else TempReal.TA(i_file,3) = -1000;
        end,

        if aux_2 ~ ('');
            TempReal.Tmax(i_file,3) = str2num(aux_2);
        else TempReal.Tmax(i_file,3) = -1000;
        end,

        if aux_3 ~ ('');
            TempReal.Tmin(i_file,3) = str2num(aux_3);
        else TempReal.Tmin(i_file,3) = -1000;
        end,

    else if strcmp(tline(1:4), '3129')

        formatSpec = '%s';
        N=11;
        C = textscan(tline,formatSpec,N,'Delimiter',';');

        aux_1 = cell2mat(C{1,1}(6,1)); %aux_1 es para TA
        aux_2 = cell2mat(C{1,1}(7,1)); %aux_2 es para Tmax
        aux_3 = cell2mat(C{1,1}(8,1)); %aux_3 es para Tmin

        if aux_1 ~ ('');
            TempReal.TA(i_file,4) = str2num(aux_1);
        else TempReal.TA(i_file,4) = -1000;
        end,

        if aux_2 ~ ('');
            TempReal.Tmax(i_file,4) = str2num(aux_2);
        else TempReal.Tmax(i_file,4) = -1000;
        end,

```

Figura 59: Código para identificar las localizaciones y almacenar datos de temperatura (III)

```

if aux_3 ~ ('');
TempReal.Tmin(i_file,4) = str2num(aux_3);
else TempReal.Tmin(i_file,4) = -1000;
end,

        else if strcmp(tline(1:5), '6155A')

            formatSpec = '%s';
            N=11;
            C = textscan(tline,formatSpec,N,'Delimiter',';');

            aux_1 = cell2mat(C{1,1}(6,1)); %aux_1 es para TA
            aux_2 = cell2mat(C{1,1}(7,1)); %aux_2 es para Tmax
            aux_3 = cell2mat(C{1,1}(8,1)); %aux_3 es para Tmin

            if aux_1 ~ ('');
TempReal.TA(i_file,5) = str2num(aux_1);
else TempReal.TA(i_file,5) = -1000;
end,

            if aux_2 ~ ('');
TempReal.Tmax(i_file,5) = str2num(aux_2);
else TempReal.Tmax(i_file,5) = -1000;
end,

            if aux_3 ~ ('');
TempReal.Tmin(i_file,5) = str2num(aux_3);
else TempReal.Tmin(i_file,5) = -1000;
end,

        else if strcmp(tline(1:5), '7178I')

            formatSpec = '%s';
            N=11;
            C = textscan(tline,formatSpec,N,'Delimiter',';');

            aux_1 = cell2mat(C{1,1}(6,1)); %aux_1 es para TA
            aux_2 = cell2mat(C{1,1}(7,1)); %aux_2 es para Tmax
            aux_3 = cell2mat(C{1,1}(8,1)); %aux_3 es para Tmin
            if aux_1 ~ ('');
TempReal.TA(i_file,6) = str2num(aux_1);
else TempReal.TA(i_file,6) = -1000;
end,

            if aux_2 ~ ('');
TempReal.Tmax(i_file,6) = str2num(aux_2);
else TempReal.Tmax(i_file,6) = -1000;
end,

            if aux_3 ~ ('');
TempReal.Tmin(i_file,6) = str2num(aux_3);
else TempReal.Tmin(i_file,6) = -1000;
end,

```

Figura 60: Código para identificar las localizaciones y almacenar datos de temperatura (IV)

```

else if strcmp(tline(1:5), '1249X')

    formatSpec = '%s';
    N=11;
    C = textscan(tline,formatSpec,N,'Delimiter',';');

    aux_1 = cell2mat(C{1,1}(6,1)); %aux_1 es para TA
    aux_2 = cell2mat(C{1,1}(7,1)); %aux_2 es para Tmax
    aux_3 = cell2mat(C{1,1}(8,1)); %aux_3 es para Tmin

    if aux_1 ~ ('');
    TempReal.TA(i_file,7) = str2num(aux_1);
    else TempReal.TA(i_file,7) = -1000;
    end,

    if aux_2 ~ ('');
    TempReal.Tmax(i_file,7) = str2num(aux_2);
    else TempReal.Tmax(i_file,7) = -1000;
    end,

    if aux_3 ~ ('');
    TempReal.Tmin(i_file,7) = str2num(aux_3);
    else TempReal.Tmin(i_file,7) = -1000;
    end,

    else if strcmp(tline(1:4), '5783')

    formatSpec = '%s';
    N=11;
    C = textscan(tline,formatSpec,N,'Delimiter',';');

    aux_1 = cell2mat(C{1,1}(6,1)); %aux_1 es para TA
    aux_2 = cell2mat(C{1,1}(7,1)); %aux_2 es para Tmax
    aux_3 = cell2mat(C{1,1}(8,1)); %aux_3 es para Tmin

    if aux_1 ~ ('');
    TempReal.TA(i_file,8) = str2num(aux_1);
    else TempReal.TA(i_file,8) = -1000;
    end,

    if aux_2 ~ ('');
    TempReal.Tmax(i_file,8) = str2num(aux_2);
    else TempReal.Tmax(i_file,8) = -1000;
    end,

    if aux_3 ~ ('');
    TempReal.Tmin(i_file,8) = str2num(aux_3);
    else TempReal.Tmin(i_file,8) = -1000;
    end,

```

Figura 61: Código para identificar las localizaciones y almacenar datos de temperatura (V)

```

else if strcmp(tline(1:5), '8414A')

    formatSpec = '%s';
    N=11;
    C = textscan(tline,formatSpec,N,'Delimiter',';');

    aux_1 = cell2mat(C{1,1}(6,1)); %aux_1 es para TA
    aux_2 = cell2mat(C{1,1}(7,1)); %aux_2 es para Tmax
    aux_3 = cell2mat(C{1,1}(8,1)); %aux_3 es para Tmin

    if aux_1 ~ ('');
    TempReal.TA(i_file,9) = str2num(aux_1);
    else TempReal.TA(i_file,9) = -1000;
    end,

    if aux_2 ~ ('');
    TempReal.Tmax(i_file,9) = str2num(aux_2);
    else TempReal.Tmax(i_file,9) = -1000;
    end,

    if aux_3 ~ ('');
    TempReal.Tmin(i_file,9) = str2num(aux_3);
    else TempReal.Tmin(i_file,9) = -1000;
    end,

else if strcmp(tline(1:5), '9434P')

    formatSpec = '%s';
    N=11;
    C = textscan(tline,formatSpec,N,'Delimiter',';');

    aux_1 = cell2mat(C{1,1}(6,1)); %aux_1 es para TA
    aux_2 = cell2mat(C{1,1}(7,1)); %aux_2 es para Tmax
    aux_3 = cell2mat(C{1,1}(8,1)); %aux_3 es para Tmin

    if aux_1 ~ ('');
    TempReal.TA(i_file,10) = str2num(aux_1);
    else TempReal.TA(i_file,10) = -1000;
    end,

    if aux_2 ~ ('');
    TempReal.Tmax(i_file,10) = str2num(aux_2);
    else TempReal.Tmax(i_file,10) = -1000;
    end,

    if aux_3 ~ ('');
    TempReal.Tmin(i_file,10) = str2num(aux_3);
    else TempReal.Tmin(i_file,10) = -1000;
    end,

```

Figura 62: Código para identificar las localizaciones y almacenar datos de temperatura (VI)


```

if TempReal.TA(i,3) == -1000
    TempReal.TA(i,3) = (mean(TempReal.TA((i-2):(i-1)),3))+mean(TempReal.TA((i+1):(i+2)),3))/2;
end,
if TempReal.TA(i,4) == -1000
    TempReal.TA(i,4) = (mean(TempReal.TA((i-2):(i-1)),4))+mean(TempReal.TA((i+1):(i+2)),4))/2;
end,
if TempReal.TA(i,5) == -1000
    TempReal.TA(i,5) = (mean(TempReal.TA((i-2):(i-1)),5))+mean(TempReal.TA((i+1):(i+2)),5))/2;
end,
if TempReal.TA(i,6) == -1000
    TempReal.TA(i,6) = (mean(TempReal.TA((i-2):(i-1)),6))+mean(TempReal.TA((i+1):(i+2)),6))/2;
end,
if TempReal.TA(i,7) == -1000
    TempReal.TA(i,7) = (mean(TempReal.TA((i-2):(i-1)),7))+mean(TempReal.TA((i+1):(i+2)),7))/2;
end,
if TempReal.TA(i,8) == -1000
    TempReal.TA(i,8) = (mean(TempReal.TA((i-2):(i-1)),8))+mean(TempReal.TA((i+1):(i+2)),8))/2;
end,
if TempReal.TA(i,9) == -1000
    TempReal.TA(i,9) = (mean(TempReal.TA((i-2):(i-1)),9))+mean(TempReal.TA((i+1):(i+2)),9))/2;
end,
if TempReal.TA(i,10) == -1000
    TempReal.TA(i,10) = (mean(TempReal.TA((i-2):(i-1)),10))+mean(TempReal.TA((i+1):(i+2)),10))/2;
end,

if TempReal.Tmax(i,1) == -1000
    TempReal.Tmax(i,1) = (mean(TempReal.Tmax((i-2):(i-1)),1))+mean(TempReal.Tmax((i+1):(i+2)),1))/2;
end,
if TempReal.Tmax(i,2) == -1000
    TempReal.Tmax(i,2) = (mean(TempReal.Tmax((i-2):(i-1)),2))+mean(TempReal.Tmax((i+1):(i+2)),2))/2;
end,
if TempReal.Tmax(i,3) == -1000
    TempReal.Tmax(i,3) = (mean(TempReal.Tmax((i-2):(i-1)),3))+mean(TempReal.Tmax((i+1):(i+2)),3))/2;
end,
if TempReal.Tmax(i,4) == -1000
    TempReal.Tmax(i,4) = (mean(TempReal.Tmax((i-2):(i-1)),4))+mean(TempReal.Tmax((i+1):(i+2)),4))/2;
end,

```

Figura 65: Código para la corrección de celdas vacías (II)

```

if TempReal.Tmax(i,5) == -1000
    TempReal.Tmax(i,5) = (mean(TempReal.Tmax((i-2):(i-1)),5))+mean(TempReal.Tmax((i+1):(i+2)),5))/2;
end,
if TempReal.Tmax(i,6) == -1000
    TempReal.Tmax(i,6) = (mean(TempReal.Tmax((i-2):(i-1)),6))+mean(TempReal.Tmax((i+1):(i+2)),6))/2;
end,
if TempReal.Tmax(i,7) == -1000
    TempReal.Tmax(i,7) = (mean(TempReal.Tmax((i-2):(i-1)),7))+mean(TempReal.Tmax((i+1):(i+2)),7))/2;
end,
if TempReal.Tmax(i,8) == -1000
    TempReal.Tmax(i,8) = (mean(TempReal.Tmax((i-2):(i-1)),8))+mean(TempReal.Tmax((i+1):(i+2)),8))/2;
end,
if TempReal.Tmax(i,9) == -1000
    TempReal.Tmax(i,9) = (mean(TempReal.Tmax((i-2):(i-1)),9))+mean(TempReal.Tmax((i+1):(i+2)),9))/2;
end,
if TempReal.Tmax(i,10) == -1000
    TempReal.Tmax(i,10) = (mean(TempReal.Tmax((i-2):(i-1)),10))+mean(TempReal.Tmax((i+1):(i+2)),10))/2;
end,

if TempReal.Tmin(i,1) == -1000
    TempReal.Tmin(i,1) = (mean(TempReal.Tmin((i-2):(i-1)),1))+mean(TempReal.Tmin((i+1):(i+2)),1))/2;
end,
if TempReal.Tmin(i,2) == -1000
    TempReal.Tmin(i,2) = (mean(TempReal.Tmin((i-2):(i-1)),2))+mean(TempReal.Tmin((i+1):(i+2)),2))/2;
end,
if TempReal.Tmin(i,3) == -1000
    TempReal.Tmin(i,3) = (mean(TempReal.Tmin((i-2):(i-1)),3))+mean(TempReal.Tmin((i+1):(i+2)),3))/2;
end,
if TempReal.Tmin(i,4) == -1000
    TempReal.Tmin(i,4) = (mean(TempReal.Tmin((i-2):(i-1)),4))+mean(TempReal.Tmin((i+1):(i+2)),4))/2;
end,
if TempReal.Tmin(i,5) == -1000
    TempReal.Tmin(i,5) = (mean(TempReal.Tmin((i-2):(i-1)),5))+mean(TempReal.Tmin((i+1):(i+2)),5))/2;
end,
if TempReal.Tmin(i,6) == -1000
    TempReal.Tmin(i,6) = (mean(TempReal.Tmin((i-2):(i-1)),6))+mean(TempReal.Tmin((i+1):(i+2)),6))/2;
end,
if TempReal.Tmin(i,7) == -1000
    TempReal.Tmin(i,7) = (mean(TempReal.Tmin((i-2):(i-1)),7))+mean(TempReal.Tmin((i+1):(i+2)),7))/2;
end,

```

Figura 66: Código para la corrección de celdas vacías (III)


```

if TempReal.Tmin(i,8) == -1000
    TempReal.Tmin(i,8) = (mean(TempReal.Tmin((i-2):(i-1)),8))+mean(TempReal.Tmin((i+1):(i+2)),8))/2;
end,
if TempReal.Tmin(i,9) == -1000
    TempReal.Tmin(i,9) = (mean(TempReal.Tmin((i-2):(i-1)),9))+mean(TempReal.Tmin((i+1):(i+2)),9))/2;
end,
if TempReal.Tmin(i,10) == -1000
    TempReal.Tmin(i,10) = (mean(TempReal.Tmin((i-2):(i-1)),10))+mean(TempReal.Tmin((i+1):(i+2)),10))/2;
end,

end, clear i;

save TempReal_mio TempReal

```

Figura 67: Código para la corrección de celdas vacías (III)

4.2.2.2. Media de temperaturas para cada localización

Para cada localización, se calcula la media de temperaturas medias, máximas y mínimas. El código empleado es el siguiente:

```

% Media de temperaturas por día para cada localización

contadorhoras = 1;
contadordias = 1;
posicion = 1;

for i =1:length(TempReal.fecha)-1

    auxdial = TempReal.fecha(i,1);
    auxdia2 = TempReal.fecha(i+1,1);

    posicion = posicion + 1;

    if auxdial == auxdia2

        contadorhoras = contadorhoras + 1;
    else

        TempRealMed.fecha(contadordias,:) = TempReal.fecha(i,1);
    end
end

```

Figura 68: Código para el cálculo de la media de las temperaturas (I)

```

TempRealMed.fecha(contadordias,:) = TempReal.fecha(i,1);

% Para localización 0076

TempRealMed.TA(contadordias,1) = mean(TempReal.TA((posicion-
contadorhoras):(posicion-1),1));
TempRealMed.Tmax(contadordias,1) = mean(TempReal.Tmax((posicion-
contadorhoras):(posicion-1),1));
TempRealMed.Tmin(contadordias,1) = mean(TempReal.Tmin((posicion-
contadorhoras):(posicion-1),1));

% Para localización 1082

TempRealMed.TA(contadordias,2) = mean(TempReal.TA((posicion-
contadorhoras):(posicion-1),2));
TempRealMed.Tmax(contadordias,2) = mean(TempReal.Tmax((posicion-
contadorhoras):(posicion-1),2));
TempRealMed.Tmin(contadordias,2) = mean(TempReal.Tmin((posicion-
contadorhoras):(posicion-1),2));

% Para localización 3469A

TempRealMed.TA(contadordias,3) = mean(TempReal.TA((posicion-
contadorhoras):(posicion-1),3));
TempRealMed.Tmax(contadordias,3) = mean(TempReal.Tmax((posicion-
contadorhoras):(posicion-1),3));
TempRealMed.Tmin(contadordias,3) = mean(TempReal.Tmin((posicion-
contadorhoras):(posicion-1),3));

% Para localización 3129

TempRealMed.TA(contadordias,4) = mean(TempReal.TA((posicion-
contadorhoras):(posicion-1),4));
TempRealMed.Tmax(contadordias,4) = mean(TempReal.Tmax((posicion-
contadorhoras):(posicion-1),4));
TempRealMed.Tmin(contadordias,4) = mean(TempReal.Tmin((posicion-
contadorhoras):(posicion-1),4));

% Para localización 6155A

TempRealMed.TA(contadordias,5) = mean(TempReal.TA((posicion-
contadorhoras):(posicion-1),5));
TempRealMed.Tmax(contadordias,5) = mean(TempReal.Tmax((posicion-
contadorhoras):(posicion-1),5));
TempRealMed.Tmin(contadordias,5) = mean(TempReal.Tmin((posicion-
contadorhoras):(posicion-1),5));

```

Figura 69: Código para el cálculo de la media de las temperaturas (II)

```
% Para localización 7178I

    TempRealMed.TA(contadordias,6) = mean(TempReal.TA((posicion-
contadorhoras):(posicion-1),6));
    TempRealMed.Tmax(contadordias,6) = mean(TempReal.Tmax((posicion-
contadorhoras):(posicion-1),6));
    TempRealMed.Tmin(contadordias,6) = mean(TempReal.Tmin((posicion-
contadorhoras):(posicion-1),6));

    % Para localización 1249X

    TempRealMed.TA(contadordias,7) = mean(TempReal.TA((posicion-
contadorhoras):(posicion-1),7));
    TempRealMed.Tmax(contadordias,7) = mean(TempReal.Tmax((posicion-
contadorhoras):(posicion-1),7));
    TempRealMed.Tmin(contadordias,7) = mean(TempReal.Tmin((posicion-
contadorhoras):(posicion-1),7));

    % Para localización 5783

    TempRealMed.TA(contadordias,8) = mean(TempReal.TA((posicion-
contadorhoras):(posicion-1),8));
    TempRealMed.Tmax(contadordias,8) = mean(TempReal.Tmax((posicion-
contadorhoras):(posicion-1),8));
    TempRealMed.Tmin(contadordias,8) = mean(TempReal.Tmin((posicion-
contadorhoras):(posicion-1),8));

    % Para localización 8414A

    TempRealMed.TA(contadordias,9) = mean(TempReal.TA((posicion-
contadorhoras):(posicion-1),9));
    TempRealMed.Tmax(contadordias,9) = mean(TempReal.Tmax((posicion-
contadorhoras):(posicion-1),9));
    TempRealMed.Tmin(contadordias,9) = mean(TempReal.Tmin((posicion-
contadorhoras):(posicion-1),9));

    % Para localización 9434P

    TempRealMed.TA(contadordias,10) = mean(TempReal.TA((posicion-
contadorhoras):(posicion-1),10));
    TempRealMed.Tmax(contadordias,10) = mean(TempReal.Tmax((posicion-
contadorhoras):(posicion-1),10));
    TempRealMed.Tmin(contadordias,10) = mean(TempReal.Tmin((posicion-
contadorhoras):(posicion-1),10));

contadordias = contadordias + 1;

contadorhoras = 1;
contadorceldasvacias = 0;
```

Figura 70: Código para el cálculo de la media de las temperaturas (III)

```
end,  
end,  
  
save TempRealMed_mio TempRealMed
```

Figura 71: Código para el cálculo de la media de las temperaturas (IV)

5. RESULTADOS, CONCLUSIONES Y LÍNEAS FUTURAS

En este capítulo se exponen los principales resultados extraídos del desarrollo del presente Trabajo. Por un lado, se analizarán los incrementos de temperatura en sus diferentes variantes, los incrementos acumulados de temperatura y los gradientes de dichos incrementos, y la manera en que unos y otros afectan a la precisión en la predicción de la demanda; por otro lado, se propondrá una solución para reducir el error en la predicción, se analizará dicha solución y se compararán los resultados obtenidos a través de la misma con los resultados obtenidos sin la solución en las simulaciones del programa principal. Finalmente, se analizarán las posibles líneas futuras de investigación para continuar el trabajo a partir de donde este TFM lo ha dejado.

5.1. Resultados extraídos del programa para el estudio de errores

Del programa principal que se ha desarrollado durante este Trabajo, se extraen principalmente los resultados de incrementos de temperatura entre días consecutivos, incrementos acumulados de temperatura (tiene en cuenta los dos días anteriores al día considerado) y gradientes de incrementos de temperatura. Se ha trabajado con el caso más desfavorable, sin corrección horaria ni ajuste de temperaturas máximas y mínimas.

5.1.1. Incrementos de temperatura entre días consecutivos

Para la muestra de estudio, se han considerado los incrementos de temperaturas máximas (T_{max}) y mínimas (T_{min}), siempre manejando las predicciones extraídas del programa principal, y considerando el caso de temperaturas previstas por el mismo. En cada gráfico de los presentados en las figuras 72 y 73, se han marcado sobre el eje de abscisas en color rojo los puntos con ECMd anómalos de nivel 2. Asimismo, se han definido los valores anómalos de nivel 1 y anómalos de nivel 2 para los incrementos de temperatura máxima y mínima de la siguiente manera:

$$\Delta T_{max_anómalos_1} \geq 2 \cdot S(\Delta T_{max,prev}) + \overline{\Delta T_{max,prev}}$$

$$\Delta T_{max_anómalos_2} \geq 3 \cdot S(\Delta T_{max,prev}) + \overline{\Delta T_{max,prev}}$$

$$\Delta T_{min_anómalos_1} \geq 2 \cdot S(\Delta T_{min,prev}) + \overline{\Delta T_{min,prev}}$$

$$\Delta T_{min_anómalos_2} \geq 3 \cdot S(\Delta T_{min,prev}) + \overline{\Delta T_{min,prev}}$$

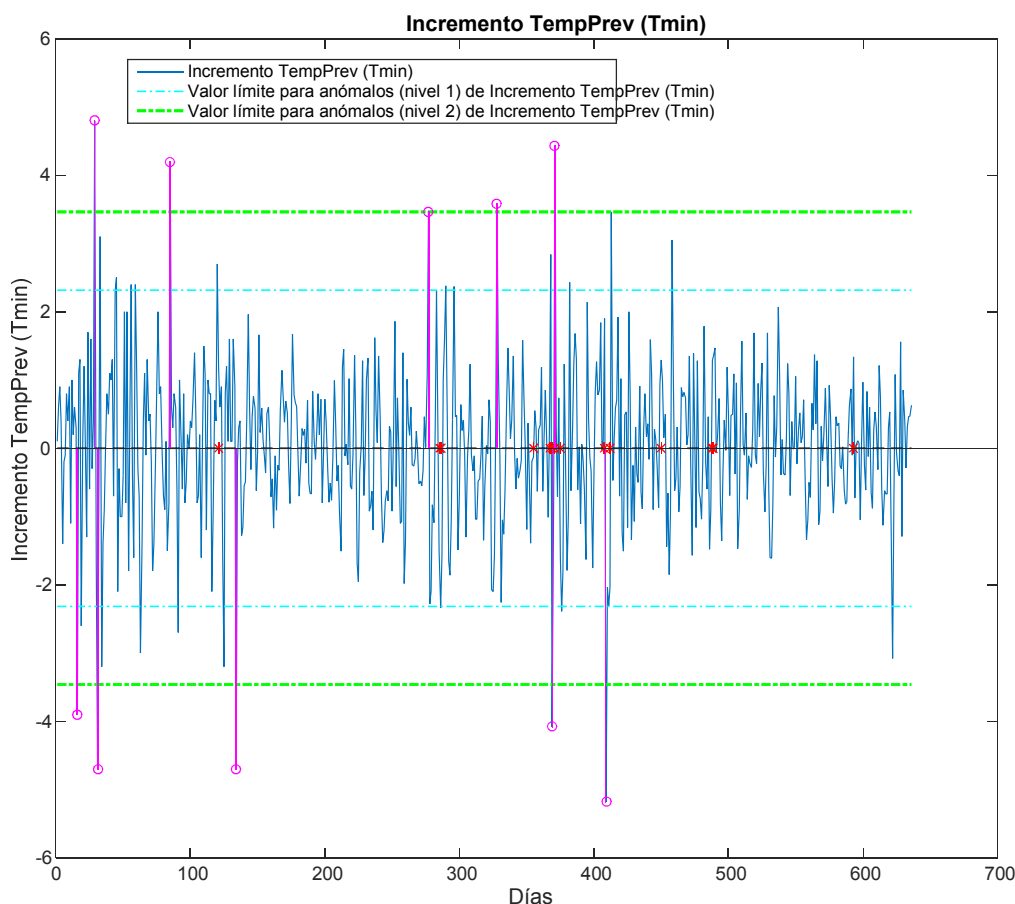


Figura 72: Incremento de temperatura entre días consecutivos para Tmin

Como se puede observar, en las figuras 72 y 73 se han marcado en color rosado los valores anómalos de nivel 2. En el caso de temperaturas mínimas, se puede observar que existe una correlación entre los días con alto ECMd y con valores anómalos de nivel 2 de incremento de temperatura tan sólo en dos grupos de valores de la muestra analizada, entre los días 350 y 410 de la misma. Para el resto de valores, los días señalados en rosado e identificados como anómalos de nivel 2, no se corresponden de forma directa con las jornadas que tienen un ECMd demasiado alto.

En el caso de temperaturas máximas, también se puede observar que existe una correlación entre días con alto ECMd y jornadas con incrementos de temperatura que superan el umbral de anómalos de nivel 2. En este caso, nuevamente ocurre para dos conjuntos de días: el primer conjunto entre las jornadas 100 y 150 de la muestra; el segundo conjunto entre las jornadas 450 y 470 de la muestra.

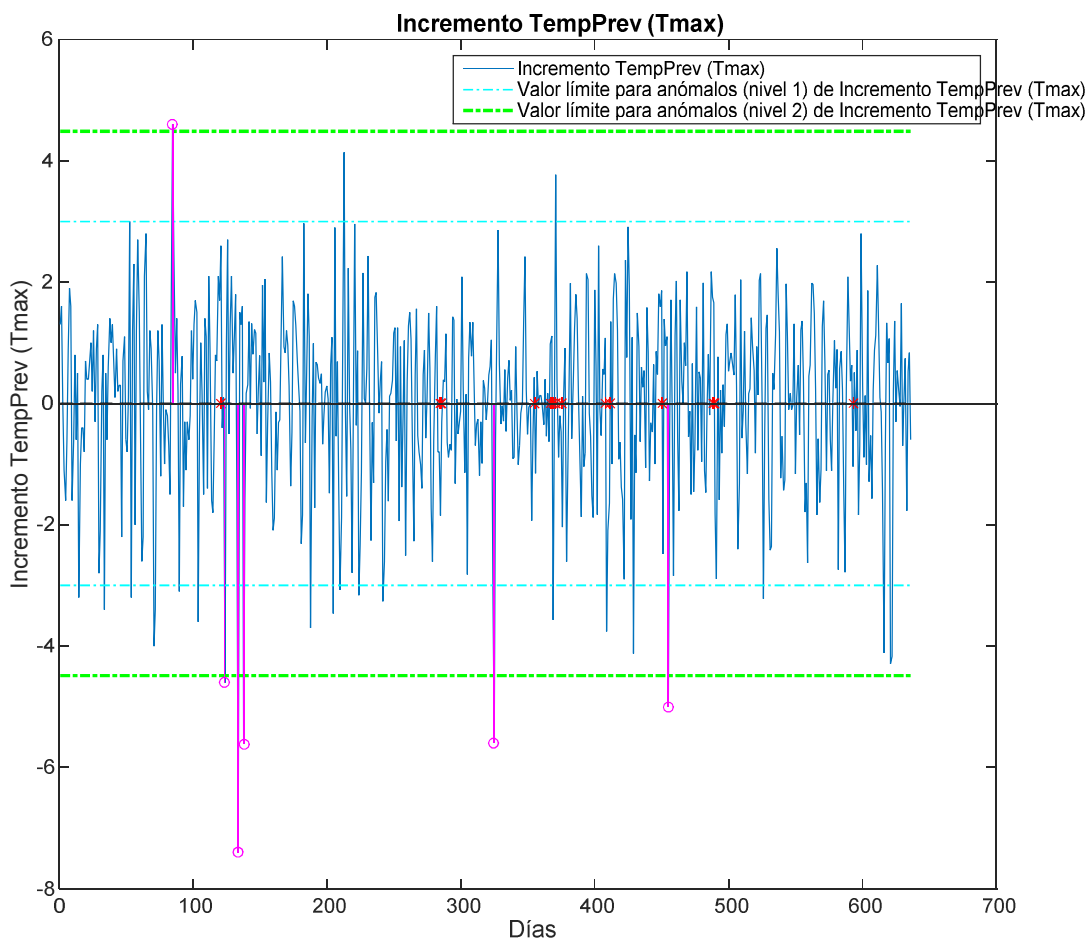


Figura 73: Incremento de temperatura entre días consecutivos para Tmax

Los valores mostrados por el programa para el estudio de errores relativos a los incrementos de temperaturas máximas y mínimas se pueden consultar en el anexo de este documento.

Como se puede observar, no existe relación aparente entre los conjuntos de valores que presentan un alto ECMd en el caso de temperaturas máximas y en el caso de temperaturas mínimas. Tampoco existe una relación concluyente entre días con un alto ECMd y con un incremento de temperatura entre días consecutivos fuera de lo normal.

5.1.2. Incrementos acumulados de temperatura

Debido a los resultados poco esclarecedores mostrados en el apartado 5.1.1. de este Trabajo, se decide ir un paso más allá en el análisis de los ECMd. Se observa que quizá no es suficiente el considerar los incrementos de temperaturas entre dos días consecutivos, sino que lo óptimo

sería observar el incremento acumulado de temperatura entre, al menos, dos días consecutivos, ya que es probable que la variación de temperatura entre un día y otro tenga influencia también sobre la variación de temperatura del día siguiente a los dos primeros.

Como resultado de este análisis, se obtienen las gráficas que se presentan en las *figuras 74 y 75*, que muestran los incrementos acumulados de temperaturas máximas (T_{max}) y mínimas (T_{min}) entre dos días consecutivos, siempre manejando las predicciones extraídas del programa principal, Programa principal, y considerando el caso de temperaturas previstas por el mismo. Los incrementos acumulados, así como los valores anómalos de nivel 1 y nivel 2, se definen de la siguiente manera:

$$\Delta T_{i,max,acumulado} = |\Delta T_{max,i-2} + \Delta T_{max,i-1}|$$

$$\Delta T_{i,min,acumulado} = |\Delta T_{min,i-2} + \Delta T_{min,i-1}|$$

$$\Delta T_{i,max,acumulado_anómalos_1} \geq 2 \cdot S(\Delta T_{i,max,acumulado}) + \overline{\Delta T_{i,max,acumulado}}$$

$$\Delta T_{i,max,acumulado_anómalos_2} \geq 3 \cdot S(\Delta T_{i,max,acumulado}) + \overline{\Delta T_{i,max,acumulado}}$$

$$\Delta T_{i,min,acumulado_anómalos_1} \geq 2 \cdot S(\Delta T_{i,min,acumulado}) + \overline{\Delta T_{i,min,acumulado}}$$

$$\Delta T_{i,min,acumulado_anómalos_2} \geq 3 \cdot S(\Delta T_{i,min,acumulado}) + \overline{\Delta T_{i,min,acumulado}}$$

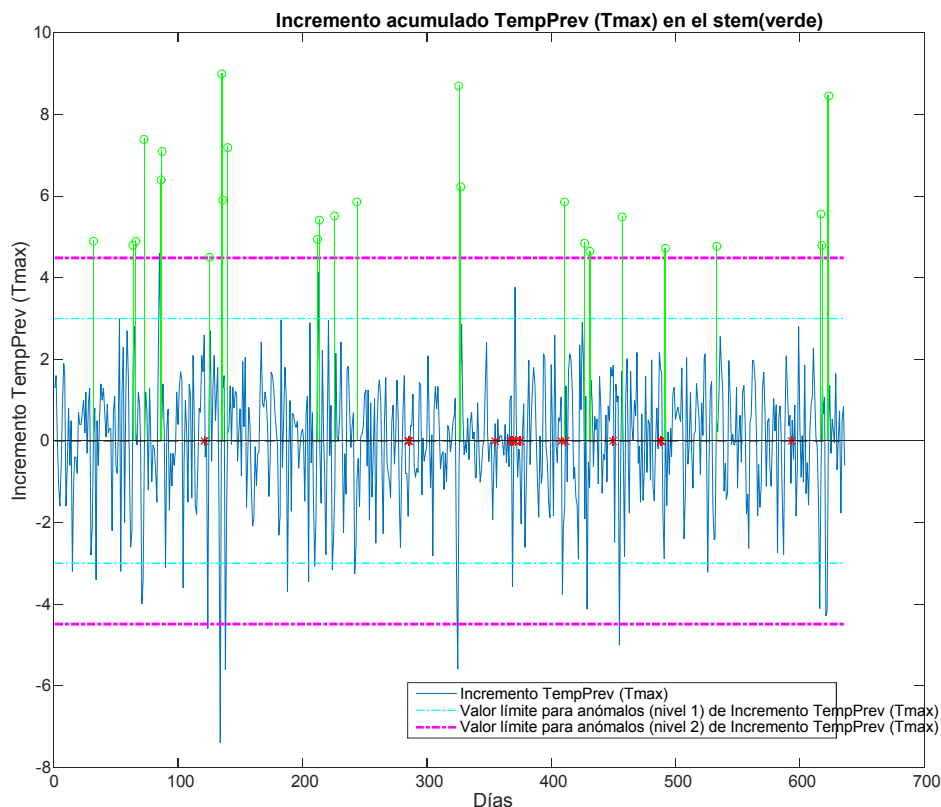


Figura 74: Incremento acumulado de temperatura entre dos días consecutivos para Tmax

Como se puede observar, en el caso de incrementos acumulados de temperaturas máximas tan sólo existe una relación clara entre días con valores anómalos de nivel 2 y días con alto ECMd en tres casos, entre los días 400 y 500 de la muestra escogida, como puede observarse en la *figura 74*.

En el caso de incrementos acumulados de temperaturas mínimas, la relación entre días con alto ECMd e incrementos anómalos de nivel 2 se hace más evidente, existiendo una correlación entre ambos hasta en cinco ocasiones a lo largo de la muestra escogida, como puede observarse en la *figura 75*.

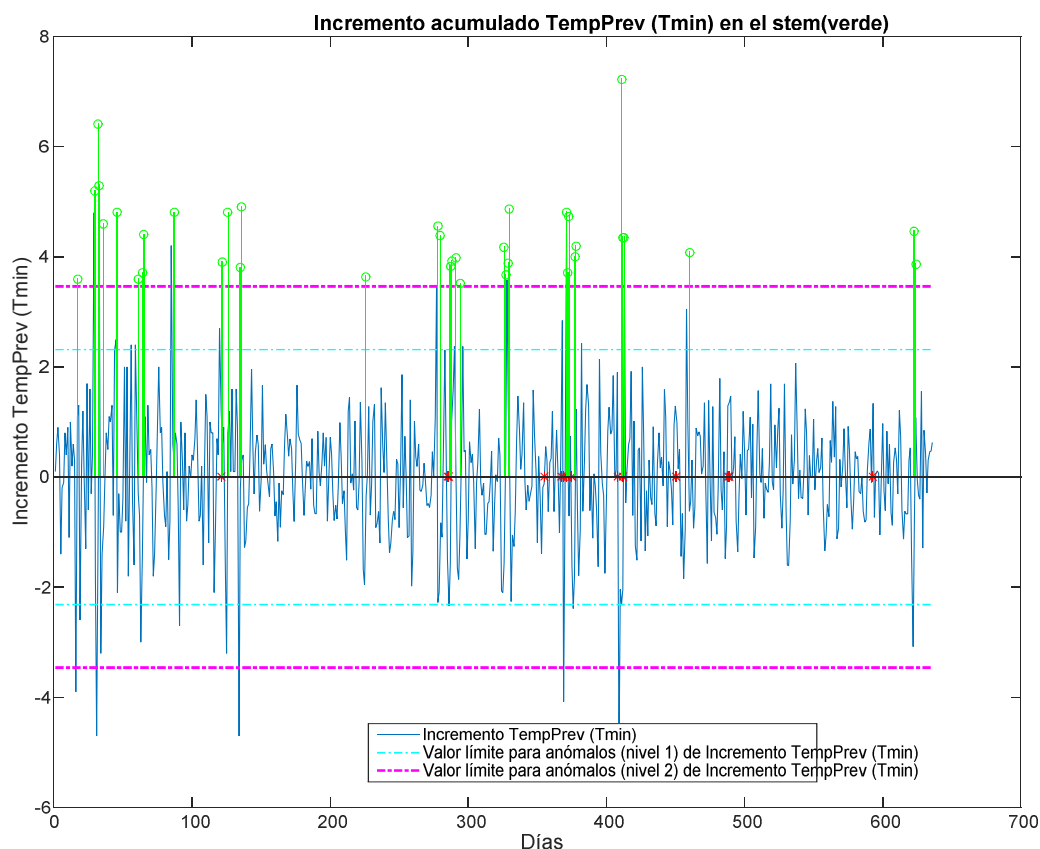


Figura 75: Incremento acumulado de temperatura entre dos días consecutivos para Tmin

Los valores mostrados por el programa para el estudio de errores relativos a los incrementos acumulados de temperaturas máximas y mínimas se pueden consultar en el anexo de este documento.

En este caso, tres conjuntos presentan valores anómalos de nivel 2 tanto en el caso de incrementos acumulados de temperaturas máximas como mínimas que coinciden en el tiempo con jornadas con un alto ECMd.

5.1.3. Gradiente de los incrementos de temperatura

Ante los resultados no totalmente concluyentes mostrados en los apartados 5.1.1. y 5.1.2. del presente Trabajo, se ha optado por profundizar aún más tratando de encontrar una correlación más exacta, precisa y potente entre días con un alto ECMd y las posibles causas relacionadas con las temperaturas de esos días. Para ello, se ha optado por analizar el gradiente de los incrementos acumulados de temperatura entre dos días consecutivos. Esto es, la pendiente

de los incrementos acumulados; es decir, la velocidad con la que cambia la temperatura entre dos días consecutivos, y su impacto en los días de la muestra que presentan altos valores de ECMd.

Como resultado de este análisis, se obtienen las gráficas que se presentan en las *figuras 76 y 77*, que muestran los gradientes de los incrementos acumulados de temperaturas máximas (T_{max}) y mínimas (T_{min}) entre dos días consecutivos, siempre manejando las predicciones extraídas del programa principal, Programa principal, y considerando el caso de temperaturas previstas por el mismo. Los valores anómalos de nivel 1 y nivel 2 se mantienen como en el apartado 5.1.2. Los gradientes de los incrementos de temperatura se definen de la siguiente manera:

$$\nabla(\Delta T_{i,max}) = \Delta T_{i+1,max} - \Delta T_{i,max}$$

$$\nabla(\Delta T_{i,min}) = \Delta T_{i+1,min} - \Delta T_{i,min}$$

En este apartado, dada la importancia de la variable analizada, se han utilizado los puntos tanto de anómalos de nivel 1 como de anómalos de nivel 2.

En el caso de los gradientes de los incrementos de temperaturas máximas, se ven justificados cinco grupos de valores con alto ECMd de un total de ocho grupos de alto ECMd identificados en la muestra. También es reseñable destacar que, si se analiza la muestra en términos de gradiente acumulado de temperaturas máximas, el número de valores anómalos encontrados en la muestra es sensiblemente superior al número de valores anómalos si se analiza la misma en otros términos. Es decir, el gradiente de los incrementos acumulados de temperaturas máximas es una variable con una importancia significativa a la hora de explicar el conjunto de días con alto ECMd.

Por otro lado, para el caso de los gradientes de los incrementos de temperaturas mínimas, se ven también justificados un total de cinco grupos de valores con alto ECMd de un total de ocho presentes en la muestra. De nuevo, resulta reseñable el elevado número de valores anómalos de nivel 2 encontrados en la muestra, lo que da cuenta de la importancia del análisis de esta variable para explicar los días con un alto ECMd en términos de gradiente de incrementos acumulados de temperaturas mínimas.

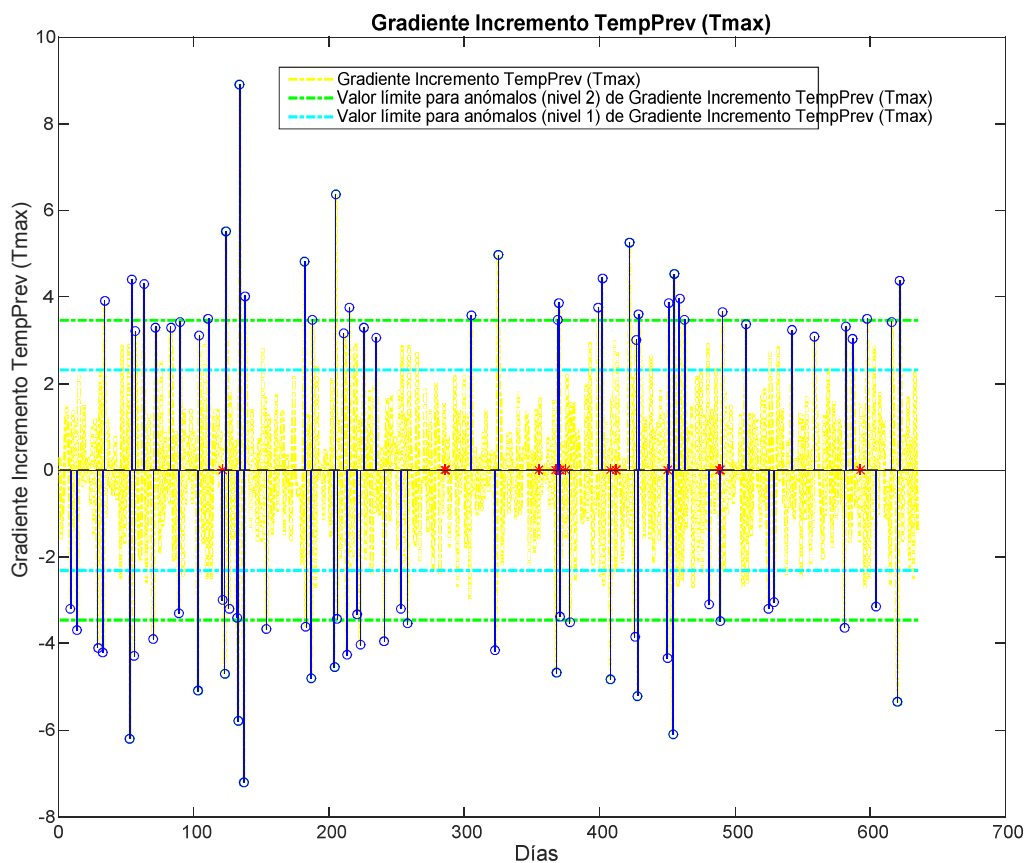


Figura 76: Gradiente de los incrementos acumulados de Tmax

Los valores mostrados por el programa para el estudio de errores relativos a los gradientes de los incrementos acumulados de temperaturas máximas y mínimas, tanto de nivel 1 como de nivel 2, se pueden consultar en el anexo de este documento.

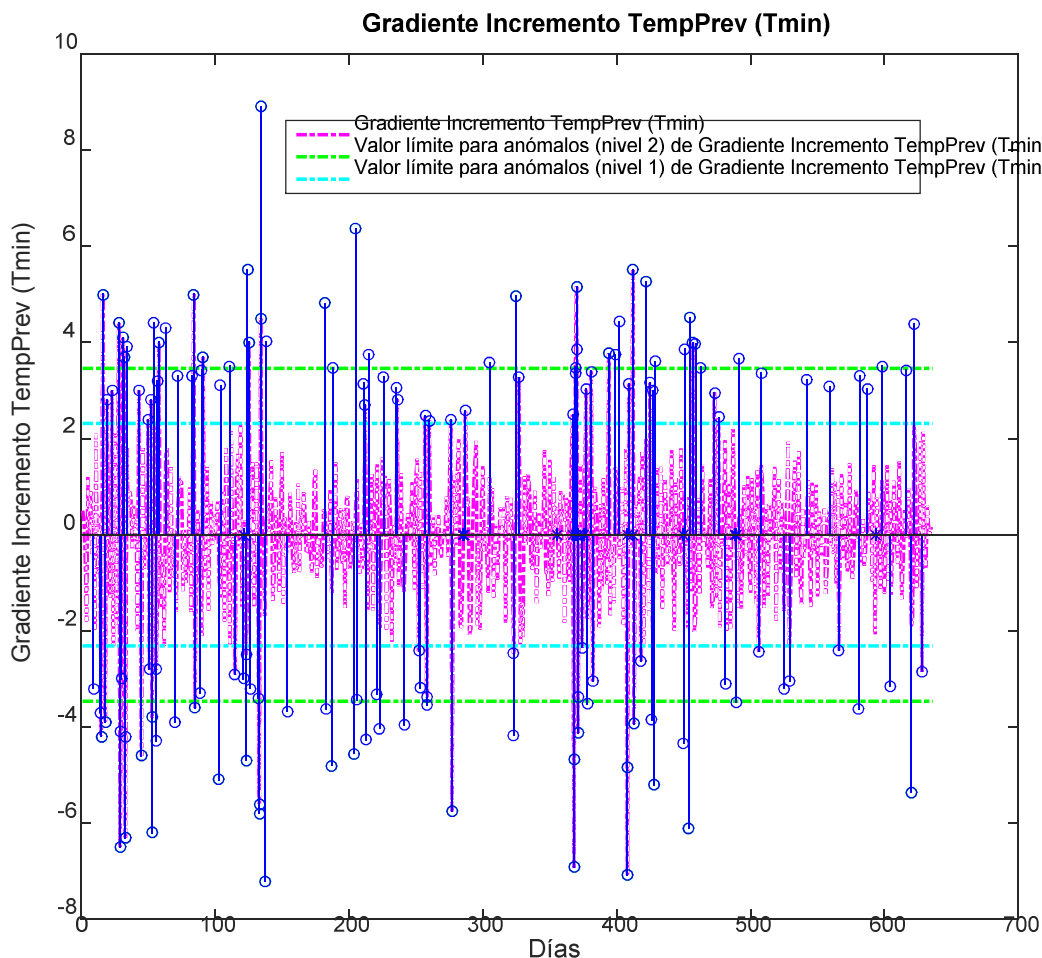


Figura 77: Gradiente de los incrementos acumulados de Tmin

Como se ha expuesto anteriormente, en este caso cinco conjuntos de días con alto ECMd presentan valores anómalos de nivel 1 o de nivel 2 (aunque todos presentan, al menos, una jornada con un valor anómalo de nivel 2). Sin embargo, los cinco conjuntos de días no coinciden de manera exacta para el caso de temperaturas máximas y mínimas.

5.2. Solución propuesta

Con el objetivo de reducir los errores cuadráticos medios encontrados a lo largo del análisis efectuado sobre la muestra de datos proporcionada, a continuación se propone una solución que reduce los mismos de manera considerable. Como se ha comentado anteriormente en este documento, los datos se han analizado partiendo del caso más desfavorable, es decir, el modelo inicial del programa principal tan sólo opera con temperaturas mínimas, sin tener en

cuenta las temperaturas máximas de cada localización a la hora de realizar las predicciones; adicionalmente, el programa principal tampoco tiene en cuenta la diferencia existente entre los distintos días de la semana en cuanto a demanda de energía eléctrica se refiere, considerando todos los días como si fueran iguales y no habiendo días *especiales*.

Así, la solución propuesta se desglosa en dos vertientes, a saber:

- **Uso de las temperaturas máximas de cada localización a la hora de realizar las predicciones.** En el programa principal, se implementa el código basado en el modelo ARIMA descrito en este documento, de tal manera que el modelo tenga en cuenta no sólo las temperaturas mínimas para una determinada localización a la hora de realizar las predicciones de demanda de energía eléctrica, sino también las temperaturas máximas. Esto se consigue implementando el ajuste del parámetro `ajustes.Tmax_y_Tmin`, de forma que el programa utilice también las temperaturas máximas para cada localización a la hora de predecir la demanda. En la interfaz del programa, al usuario que realiza la predicción le basta con poner este parámetro en el valor `true`.
- **Desdoble de predicciones por días de la semana.** Como ya se ha comentado anteriormente en este documento, la demanda no es la misma a lo largo de todos los días de la semana, existiendo importantes diferencias dependiendo del día de la semana para el que se realice la predicción. Como el modelo ARIMA tiene en cuenta la continuidad tanto horaria como diaria en sus variantes de corrección y corrección horaria, es importante que los datos de partida de las mismas sean correctos, para garantizar una predicción con un error minimizado. Por tanto, se *desdobla* la semana en dos tipos de días: los fines de semana - y festivos – (sábado y domingo) y los días laborables (de lunes a viernes). Esto se consigue implementando el ajuste del parámetro `ajustes.desdobleTemperaturas`, de forma que el programa distinga entre temperaturas en días laborables y temperaturas en días no laborables. En la interfaz del programa, al usuario que realiza la predicción le basta con poner este parámetro en el valor `true`.

Los resultados numéricos obtenidos de la simulación en Matlab del programa principal con estos parámetros ajustados de la manera explicitada se pueden consultar en el anexo de este documento.

En las *figuras 78, 79 y 80* presentadas a continuación se representa la evolución que experimenta el ECM por horas y meses para cada caso, siendo la primera variable `ajustes.desdobleTemperaturas` y la segunda `ajustes.Tmax_y_Tmin`.

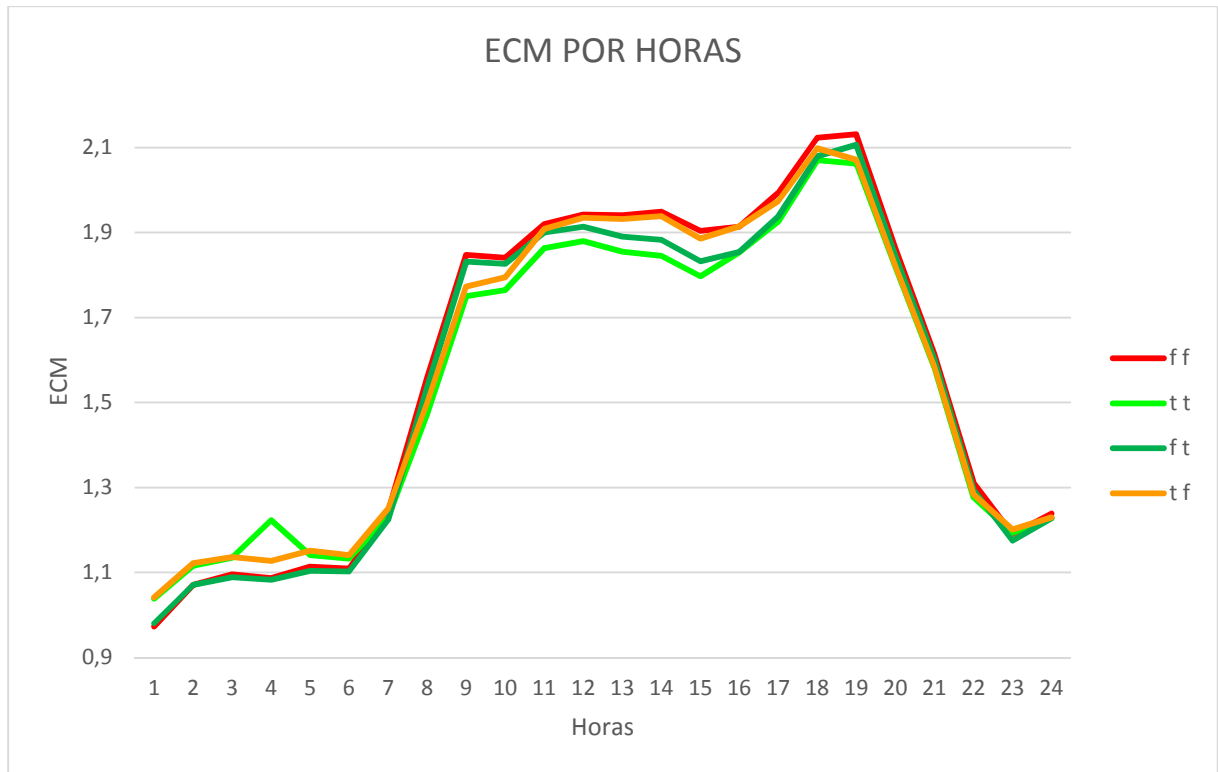


Figura 78: ECM por horas para la muestra analizada

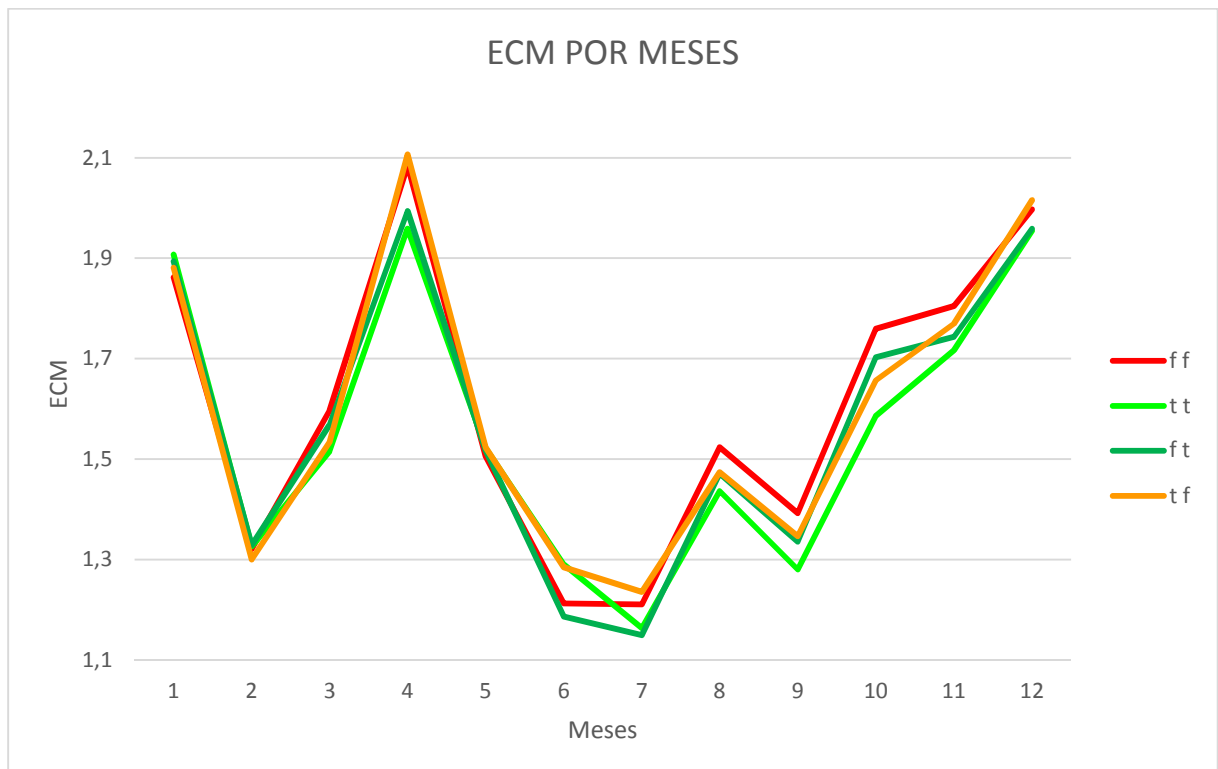


Figura 79: ECM por meses para la muestra analizada

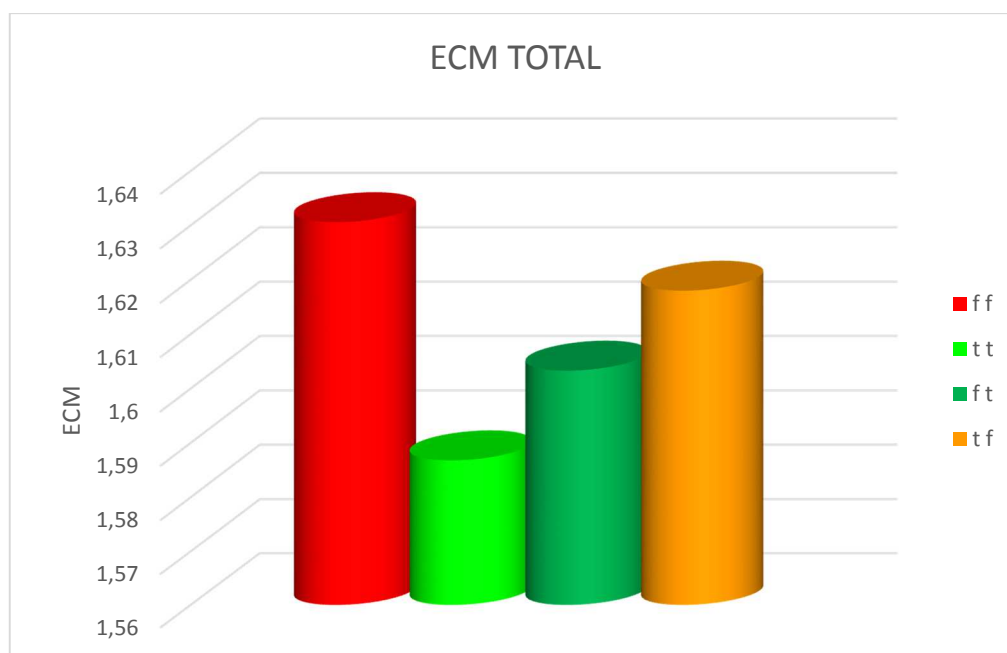


Figura 80: ECM totales para la muestra analizada

Como se puede observar, en todos los casos el ECM para la predicción realizada con las mejoras implementadas es menor, reduciendo de forma considerable el error de dichas predicciones.

5.3. Conclusiones

Juntando los resultados expuestos en los apartados 5.1. y 5.2 del presente trabajo, así como las *figuras 72 a 80*, se pueden extraer las siguientes conclusiones:

- Los errores encontrados entre la predicción de la demanda realizada por el programa principal y la demanda real se explican por los incrementos de temperatura, los incrementos acumulados de temperatura y los gradientes de dichos incrementos acumulados. Analizando todas estas variables se pueden explicar todos los valores con errores cuadráticos medios anómalos encontrados en la muestra.
- La solución propuesta de utilizar el desdoble de temperaturas por días y de implementar el uso de las temperaturas máximas además de las mínimas en el programa principal, demuestra ser efectivo a la hora de reducir los errores cuadráticos medios en la predicción de la demanda, haciendo esta predicción más efectiva y fiable.

5.4. Líneas futuras

A continuación se exponen las posibles líneas futuras por donde se puede avanzar a partir de lo desarrollado en este Trabajo, pretendiendo las mismas servir tan sólo de guía a los futuros lectores, dejando plasmadas las ideas que tiene el autor del presente documento que, tanto por motivos de tiempo como de extensión, no han podido ser llevadas a la práctica en este Trabajo.

- Implementación de un bloque de regresión no lineal para el modelado de temperatura en el programa principal, de manera que se tengan en cuenta los resultados proporcionados por el análisis de temperaturas que se ha hecho en este documento, especialmente los incrementos acumulados de temperatura y los gradientes de dichos incrementos acumulados.
- Mejora del bloque `ajustes.desdobleTemperaturas` del programa principal, distinguiendo también entre diferentes días laborables, ya que no todos presentan el mismo perfil de demanda, que entre otras variables depende de la condición del día anterior al que se pretende predecir.

6. PLANIFICACIÓN TEMPORAL Y PRESUPUESTO

En este capítulo se presenta el equipo de trabajo que ha estado involucrado en este Proyecto, así como la planificación temporal del mismo y un presupuesto detallado.

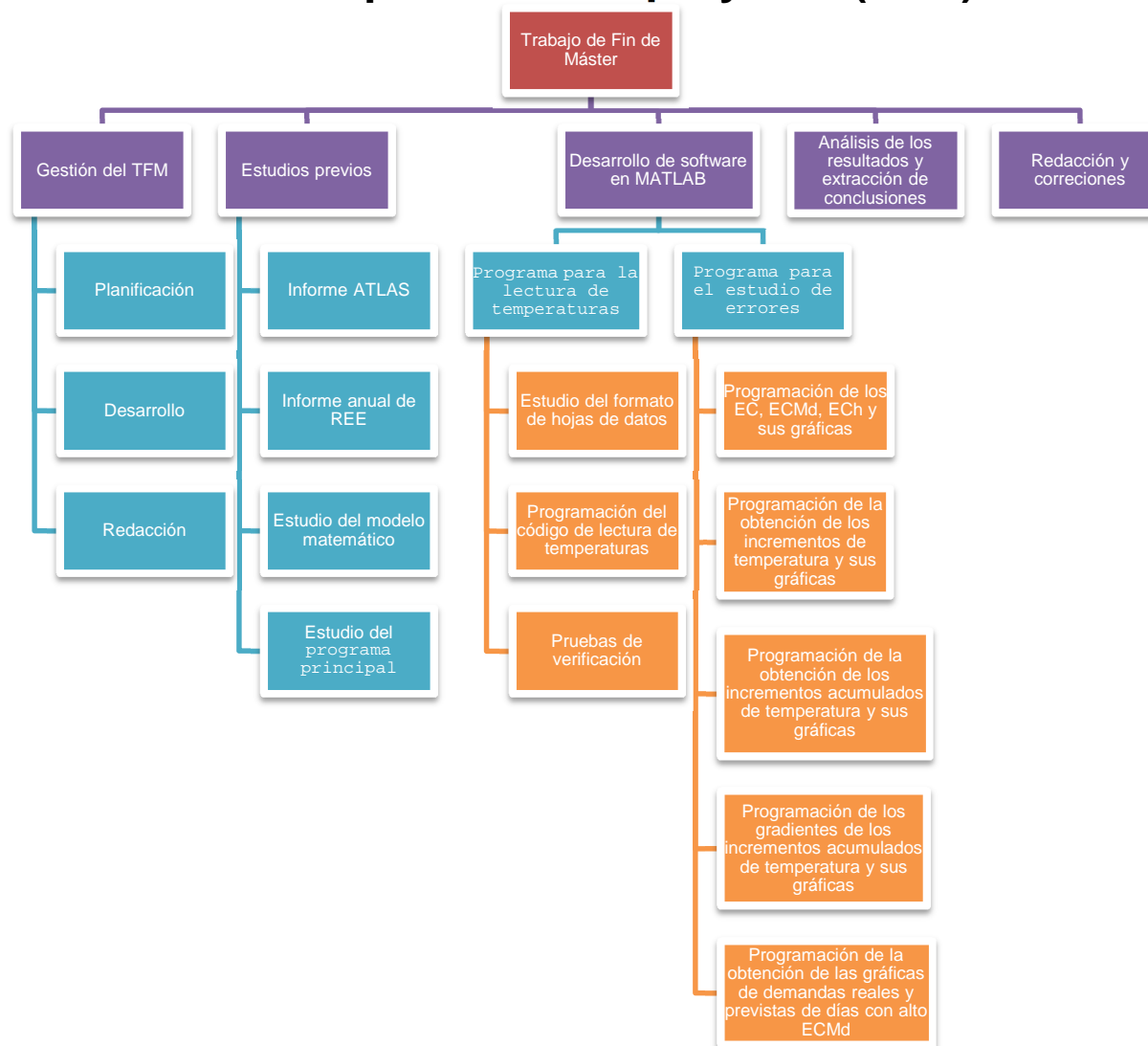
6.1. Equipo de trabajo

En la *figura 81* se detalla la función de cada persona involucrada en el Trabajo, así como las tareas que ha realizado a lo largo del proyecto.

Director del Trabajo: Eduardo Caro	Proposición de Trabajo de Fin de Máster
	Coordinación y supervisión
	Orientación en el desarrollo de las tareas
	Evaluación final del Trabajo
Jefe del Trabajo: Eduardo Caro	Planificación y organización temporal del trabajo
Alumno: Alberto Hernández	Desarrollo y elaboración del Trabajo
	Desarrollo e implementación de software
	Resultados y conclusiones
	Redacción

Figura 81: Equipo de trabajo

6.2. Estructura de descomposición del proyecto (EDP)



6.3. Diagrama de Gantt

En esta sección se presenta la organización temporal del Trabajo, a través de su diagrama de Gantt.

En la *figura 82* se presenta una tabla con la distribución temporal del diagrama de Gantt, con las fechas aproximadas de realización de cada actividad.

En la *figura 83* se presenta el gráfico del diagrama de Gantt, que muestra estas actividades distribuidas en la línea temporal.

Se han empleado un total de 382 horas en la realización de este Trabajo, distribuidas en cuatro fases, a saber: estudio teórico y lectura de documentación, desarrollo de software, estudio de los resultados y conclusiones y redacción.

Nombre de tarea	Duración	Comienzo	Fin
TRABAJO FIN DE MÁSTER	387 hrs	mié 15/03/17	sáb 17/06/17
FASE I: ESTUDIO TEÓRICO Y LECTURA DE DOCUMENTACIÓN	82 hrs	mié 15/03/17	lun 03/04/17
1) Aproximación al problema	10 hrs	mié 15/03/17	jue 16/03/17
2) Lectura del informe ATLAS	15 hrs	vie 17/03/17	lun 20/03/17
3) Lectura del informe anual de REE (2015)	12 hrs	mar 21/03/17	jue 23/03/17
4) Lectura de otros Trabajos Fin de Máster	10 hrs	jue 23/03/17	sáb 25/03/17
5) Estudio del modelo matemático	10 hrs	sáb 25/03/17	mar 28/03/17
6) Estudio del programa principal	26 hrs	mar 28/03/17	lun 03/04/17
FASE II: DESARROLLO DE SOFTWARE	210 hrs	mar 04/04/17	jue 25/05/17
A) Programa lector de temperaturas	60 hrs	mar 04/04/17	jue 20/04/17
B) Programa análisis de resultados	150 hrs	vie 21/04/17	jue 25/05/17
FASE III: ESTUDIO DE LOS RESULTADOS Y CONCLUSIONES	20 hrs	vie 26/05/17	mié 31/05/17
1) Estudio de los resultados	10 hrs	vie 26/05/17	sáb 27/05/17
2) Extracción de conclusiones	10 hrs	lun 29/05/17	mié 31/05/17
FASE IV: REDACCIÓN	75 hrs	jue 01/06/17	sáb 17/06/17
1) Redacción del TFM	70 hrs	jue 01/06/17	vie 16/06/17
2) Revisión y correcciones finales	5 hrs	sáb 17/06/17	sáb 17/06/17

Figura 82: Diagrama de Gantt (I)

Planificación temporal y presupuesto

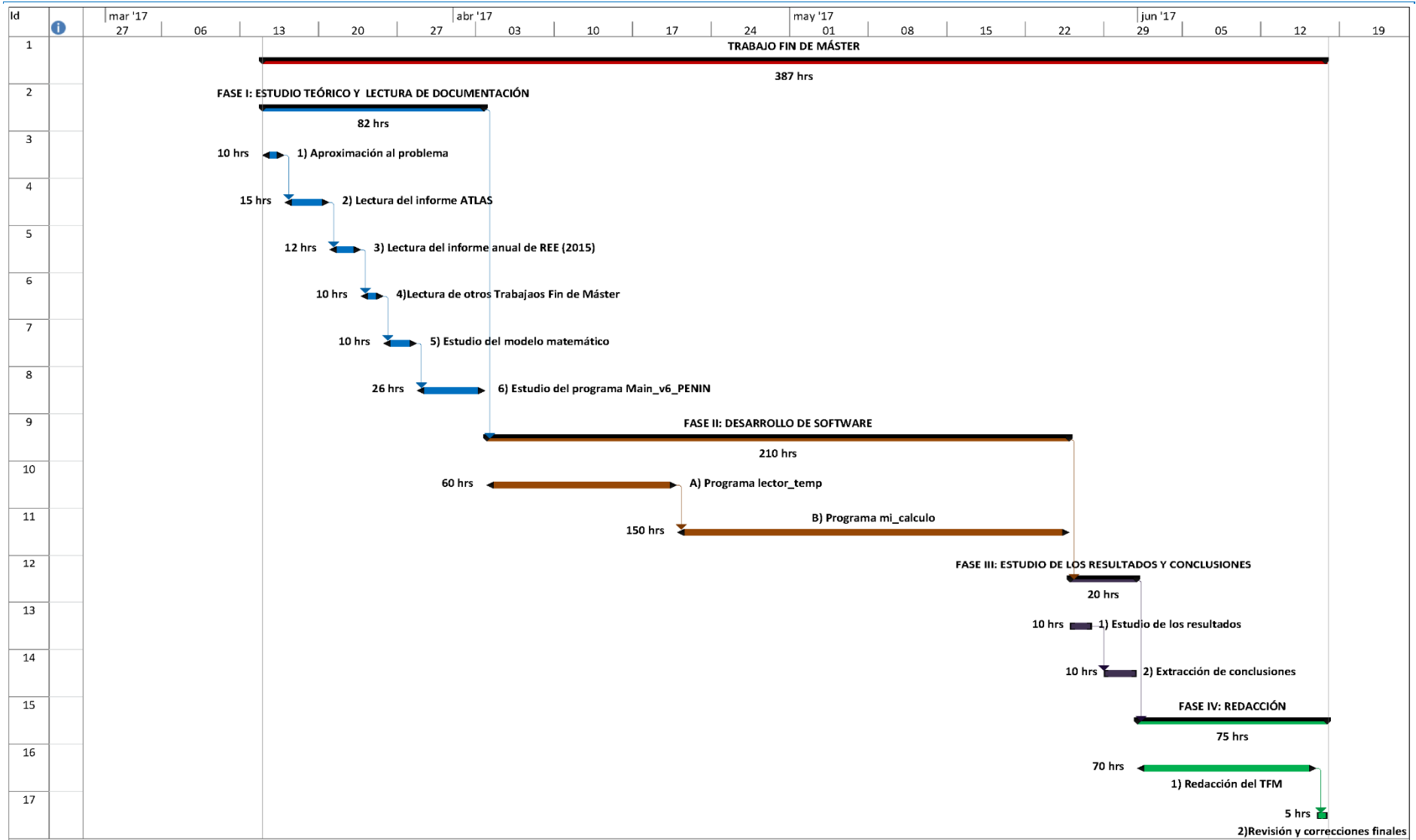


Figura 83: Diagrama de Gantt (II)

6.4. Presupuesto

En este apartado se desglosan los costes derivados de la realización de este Trabajo. Con objeto de realizar una valoración económica adecuada, los costes se dividen en dos subtipos: costes de desarrollo y personal y costes de material.

6.4.1. Costes de desarrollo y personal

Se incluyen aquí los costes relacionados con el personal que ha tomado parte en el Trabajo, en su ejecución y elaboración. Cada una de estas personas tiene asignado un salario, dependiendo de su estatus y rango. En la *tabla 3* se desglosan estos datos.

CARGO	SALARIO (€/h)	HORAS DE TRABAJO (h)	TOTAL (€)
Director del trabajo	40	25	1000
Alumno	20	382	7640
Total			8640,00 €

Tabla 3: Costes de desarrollo y personal

Así, el coste total de desarrollo y personal del Trabajo es de OCHO MIL SEISCIENTOS CUARENTA euros.

6.4.2. Costes de material

En esta sección se desglosan los costes relacionados con el material necesario para el desarrollo del Trabajo. Puesto que los datos de temperaturas de cada localización han sido cedidos por el Departamento de Estadística, no se incluye en este capítulo el coste de la obtención de los mismos. En la *tabla 4* se desglosan estos datos.

PRODUCTO	COSTE UNITARIO	TOTAL (€)
Ordenador y sistema operativo	2000	2000
Microsoft Office	150	150
Office Project 2010	Licencia UPM	0
Matlab 2015	Licencia UPM	0
TOTAL		2150,00 €

Tabla 4: Costes de material

Es conveniente destacar que tanto la licencia de MATLAB como la licencia del Microsoft Office Project 2010 han sido cedidas por la Universidad Politécnica de Madrid, por lo que su coste se ha considerado nulo.

Así, el coste total de material necesario es de DOS MIL CIENTO CINCUENTA euros.

6.4.3. Costes totales

Juntando los dos tipos de costes antes mencionados, se tienen los costes totales necesarios para la completa ejecución del Trabajo. En la *tabla 5* y en la *figura 84* se desglosan estos costes.

COSTES	TOTAL (€)
Costes de desarrollo y personal	8.640,00 €
Costes de desarrollo y personal (con IVA del 21%)	10.454,40 €
Costes de material	2.150,00 €
Costes de material (con IVA del 21%)	2.601,50 €
COSTES TOTALES (sin IVA)	10.790,00 €
COSTES TOTALES (con IVA del 21%)	13.055,90 €

Tabla 5: Costes totales

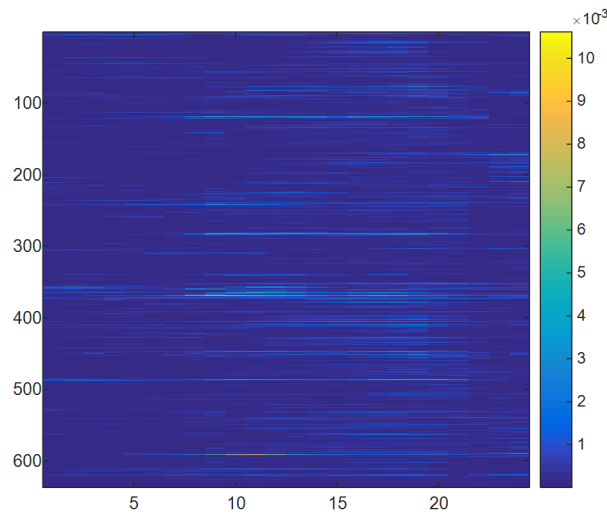
Así, el coste total del presente Trabajo asciende a TRECE MIL CINCUENTA Y CINCO euros.



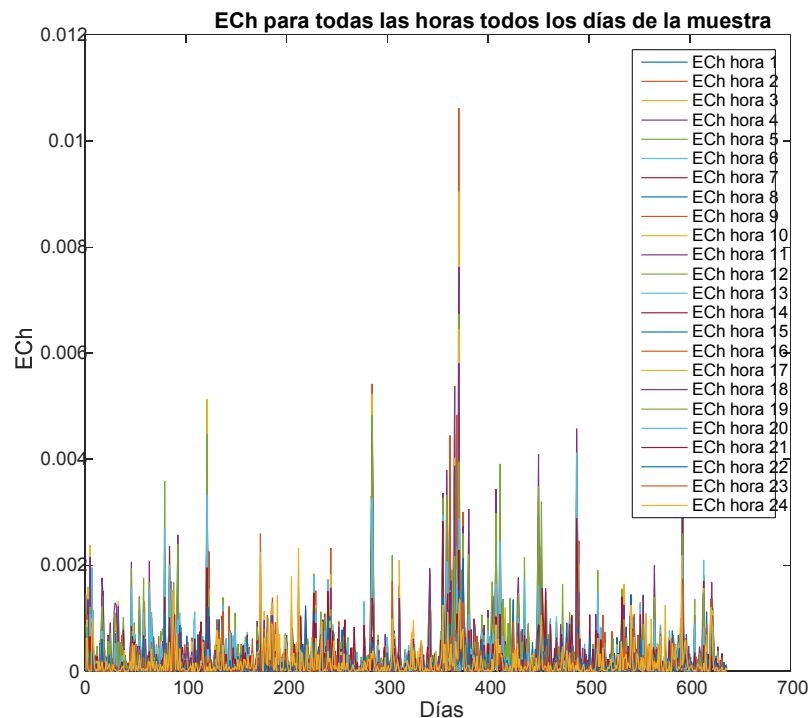
Figura 84: Costes totales

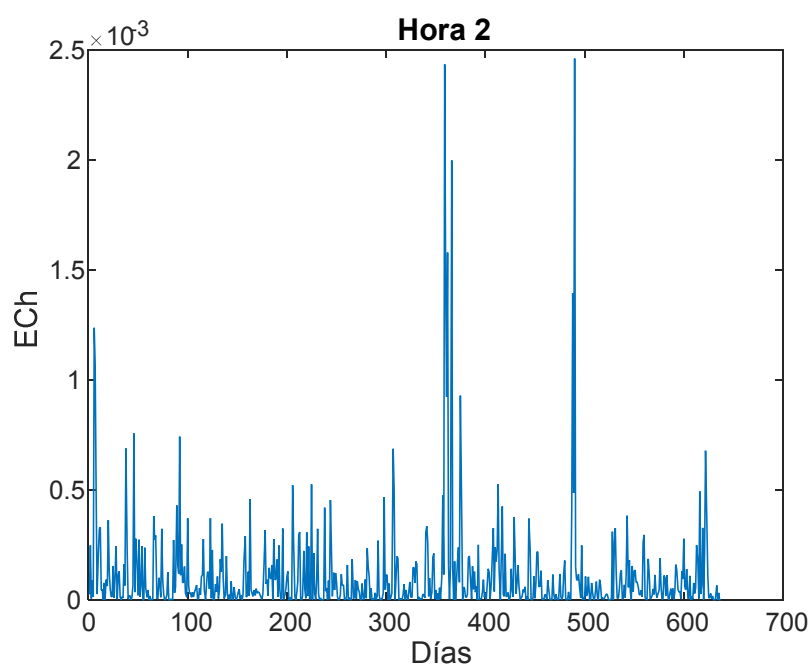
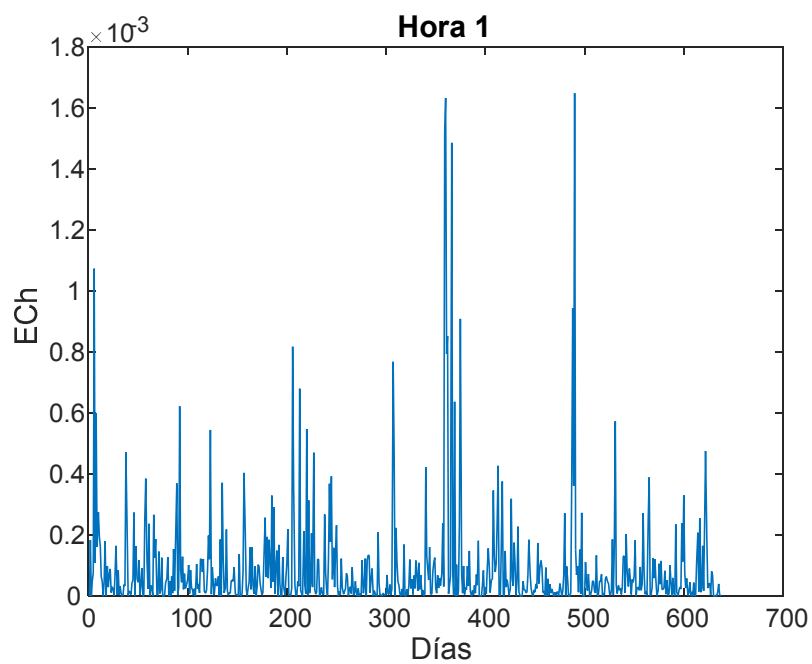
7. ANEXOS

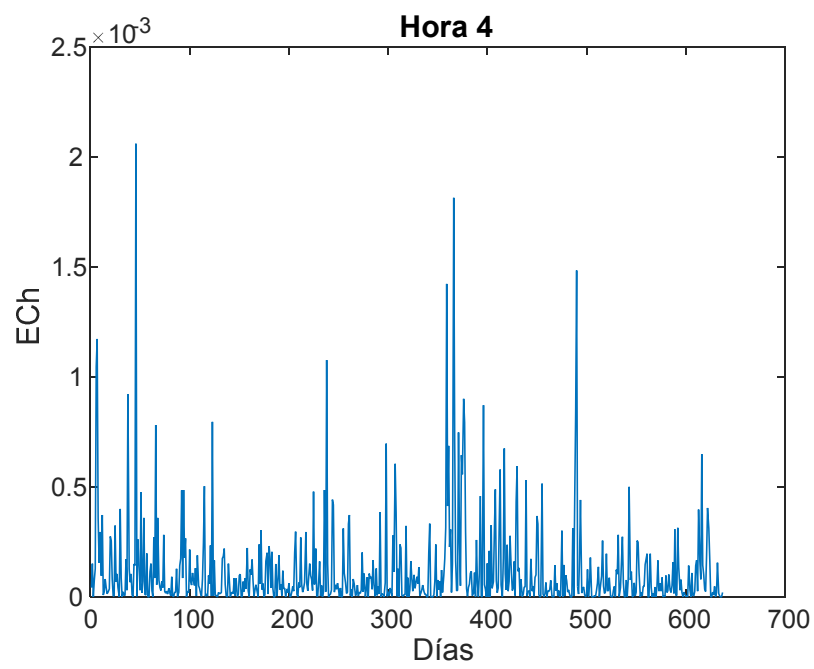
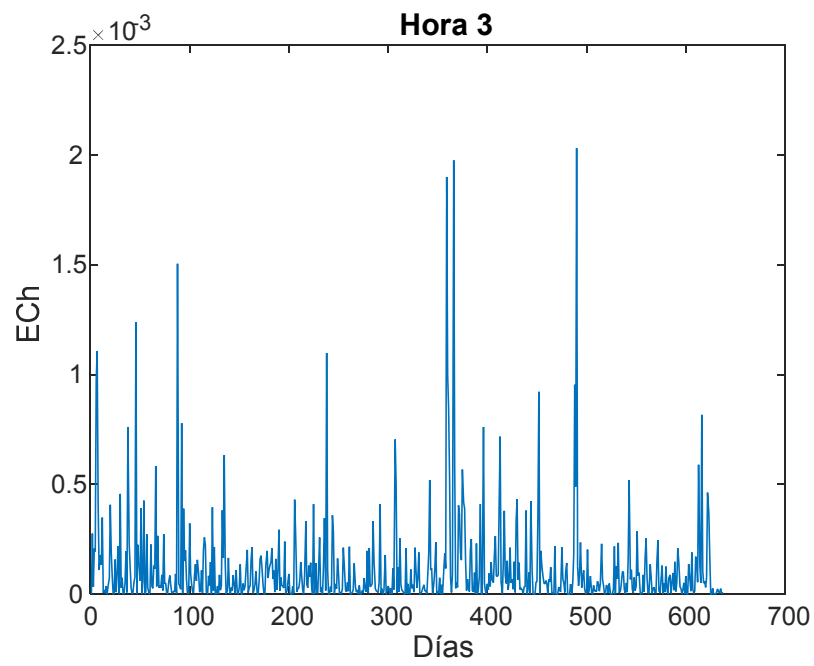
7.1. Matriz de ECh de la muestra

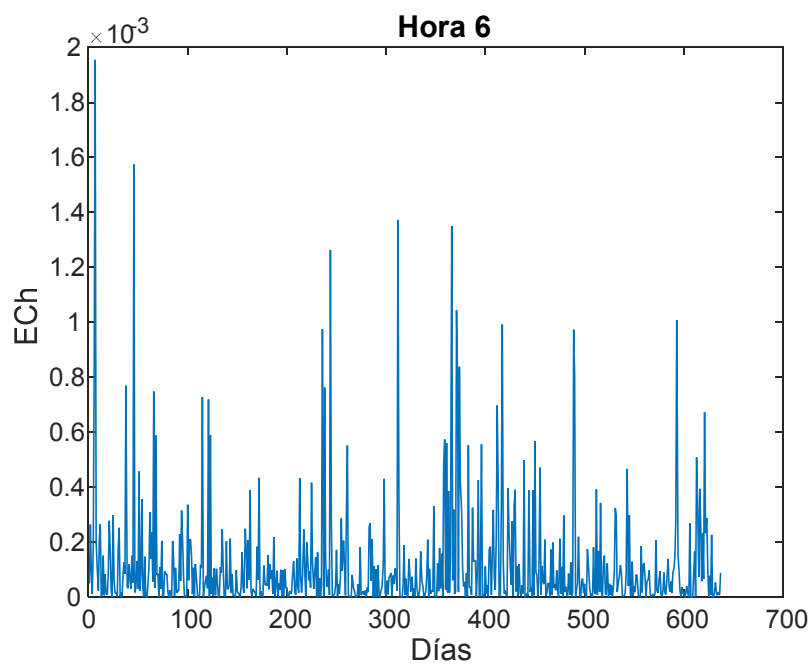
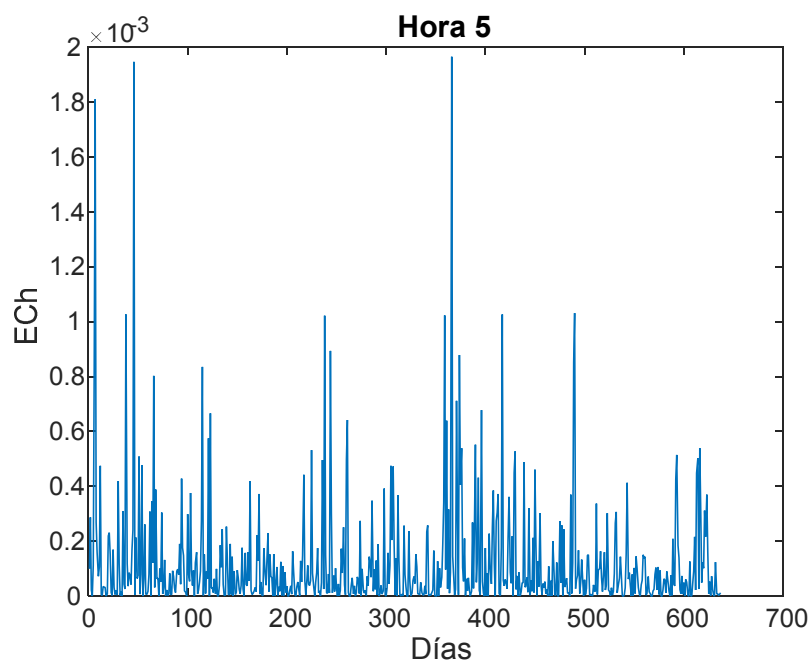


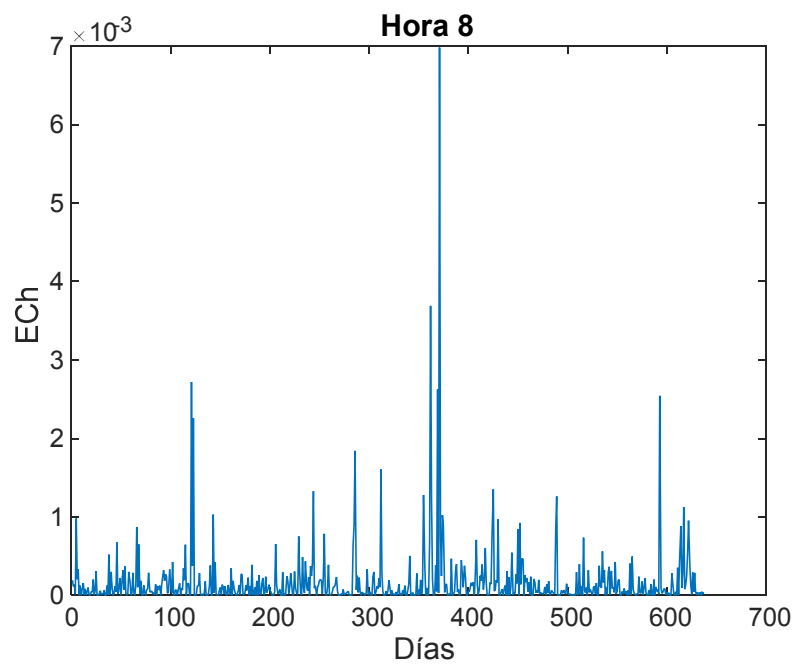
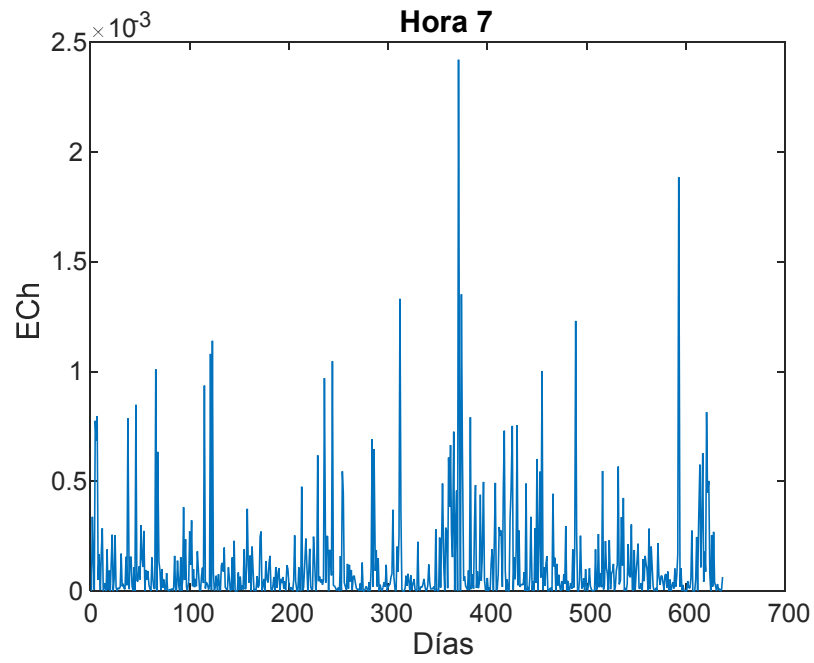
7.2. Gráficos de ECM para todas las horas y todos los días de la muestra

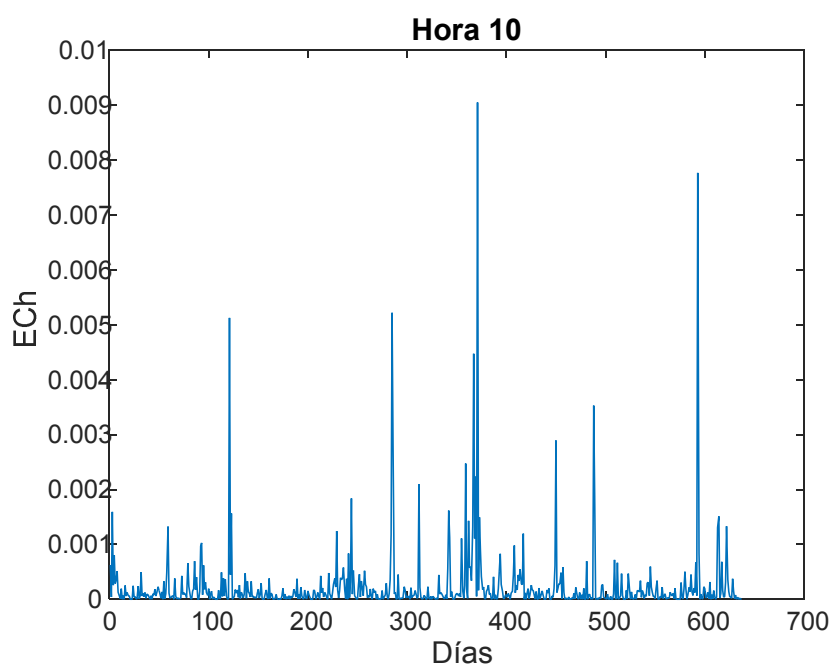
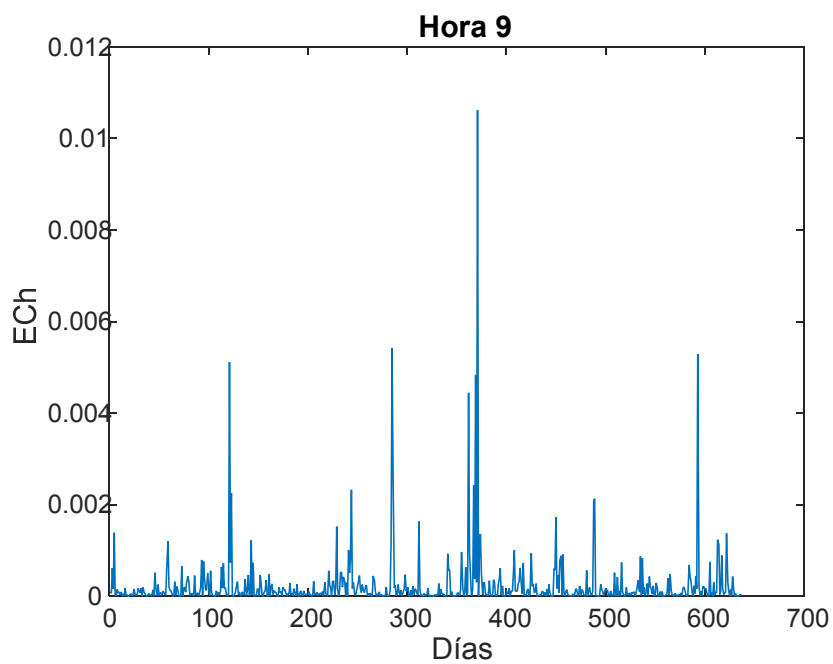


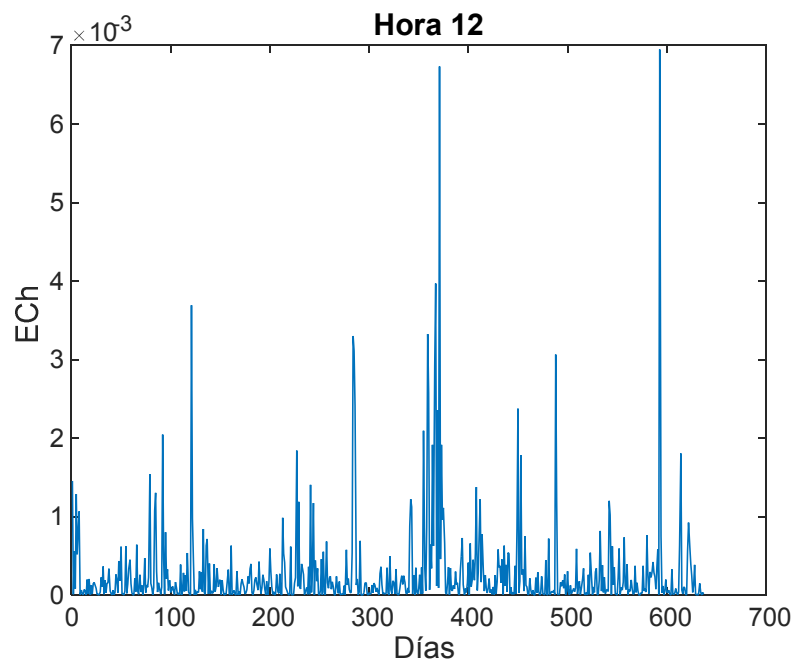
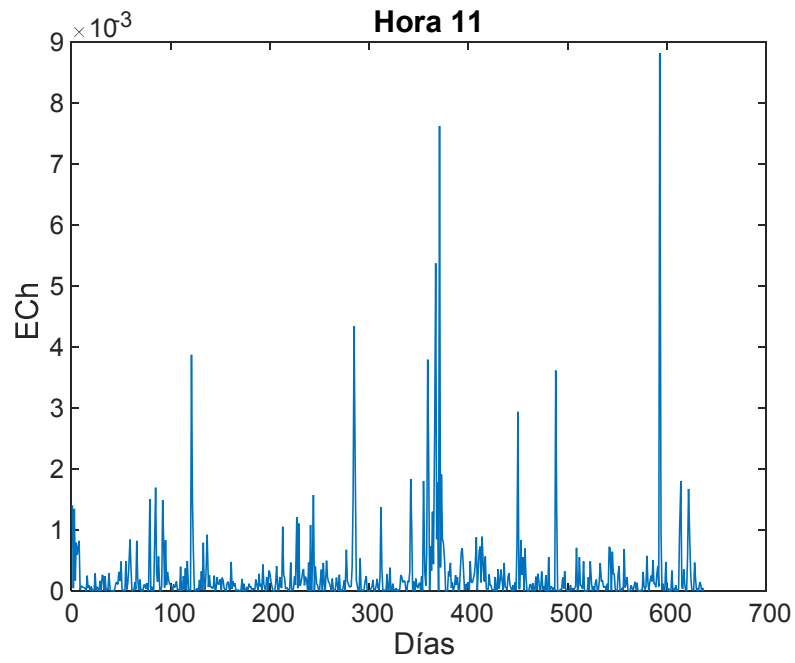


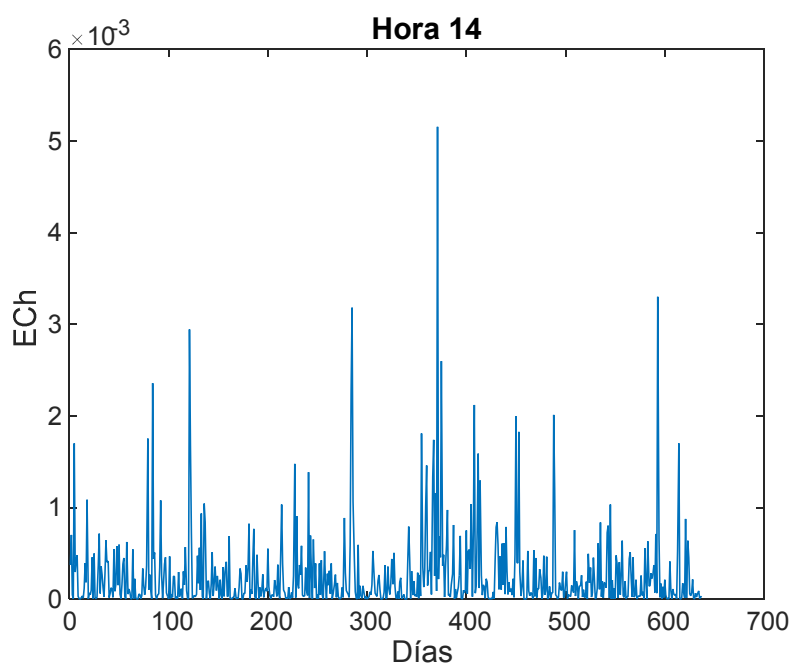
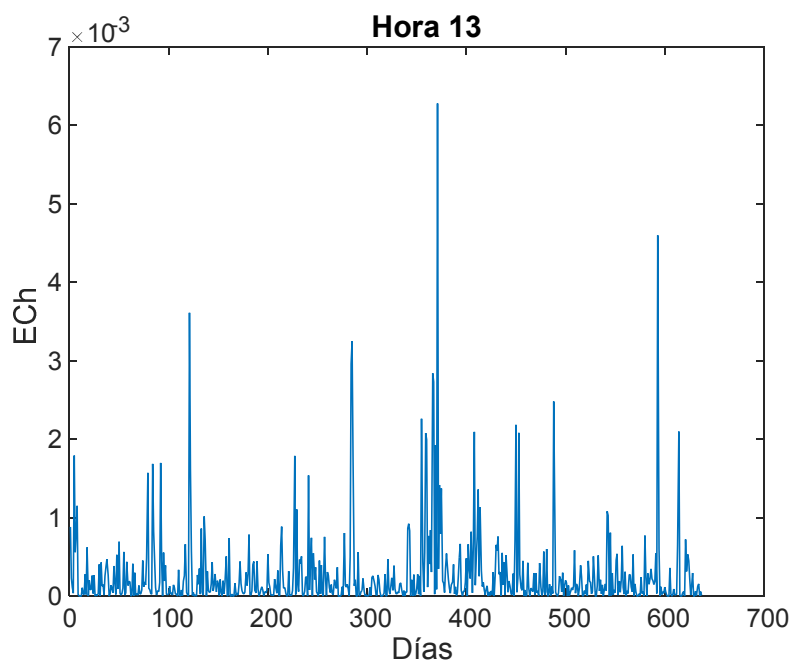


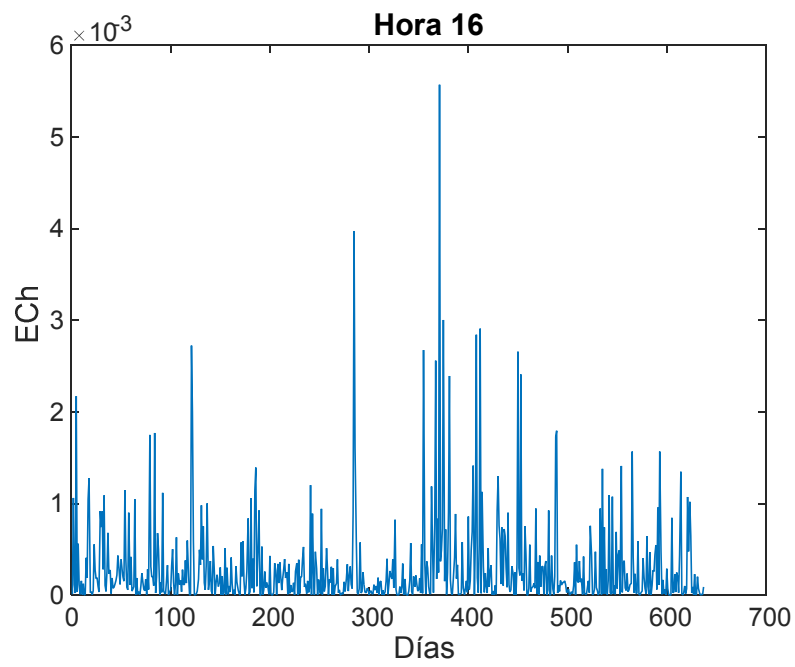
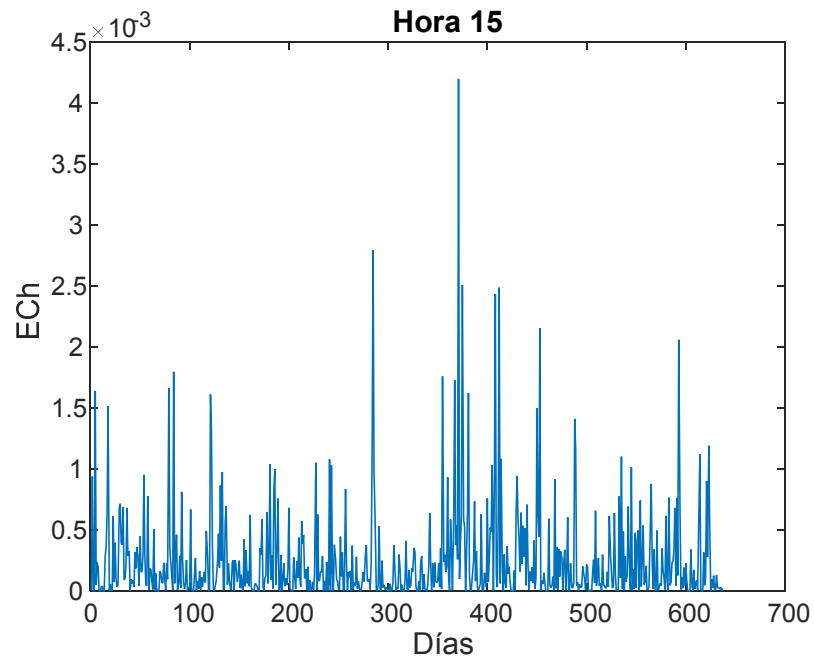


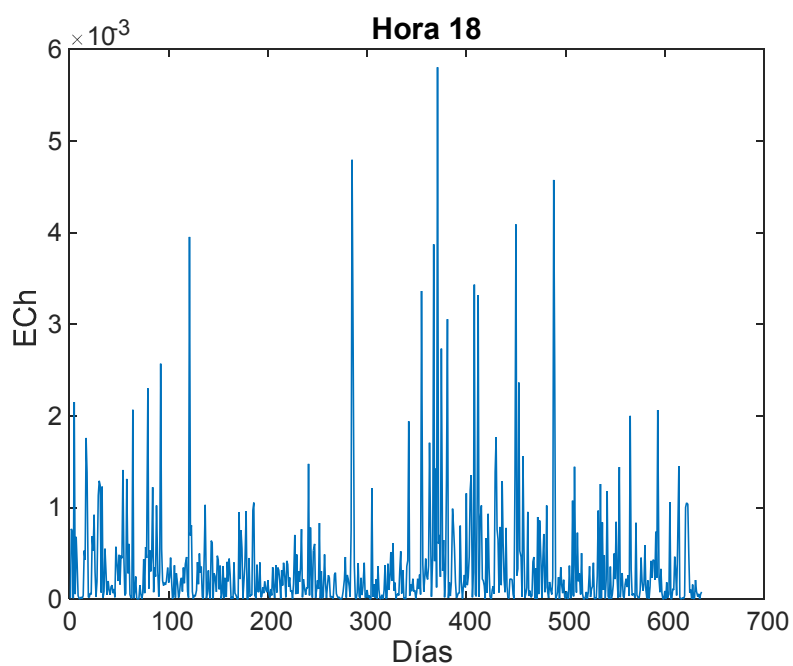
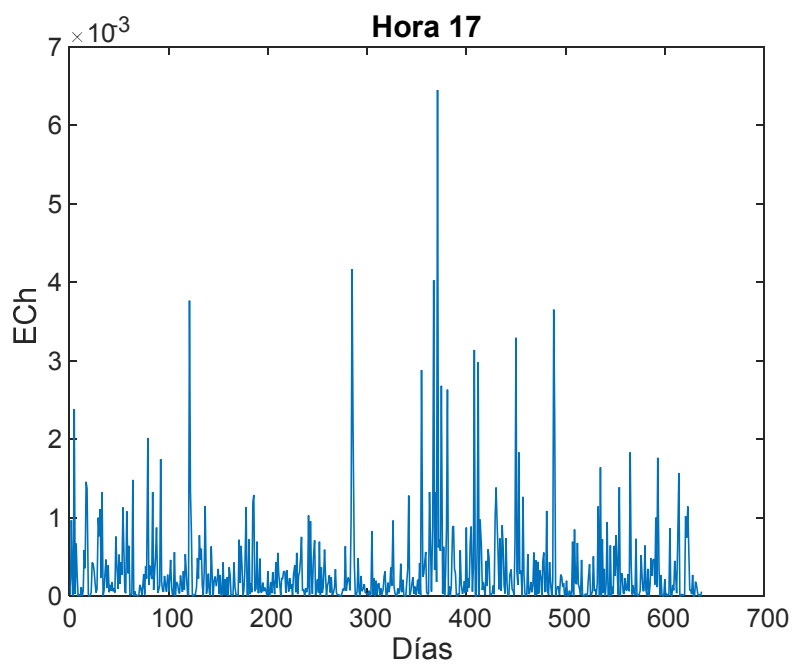


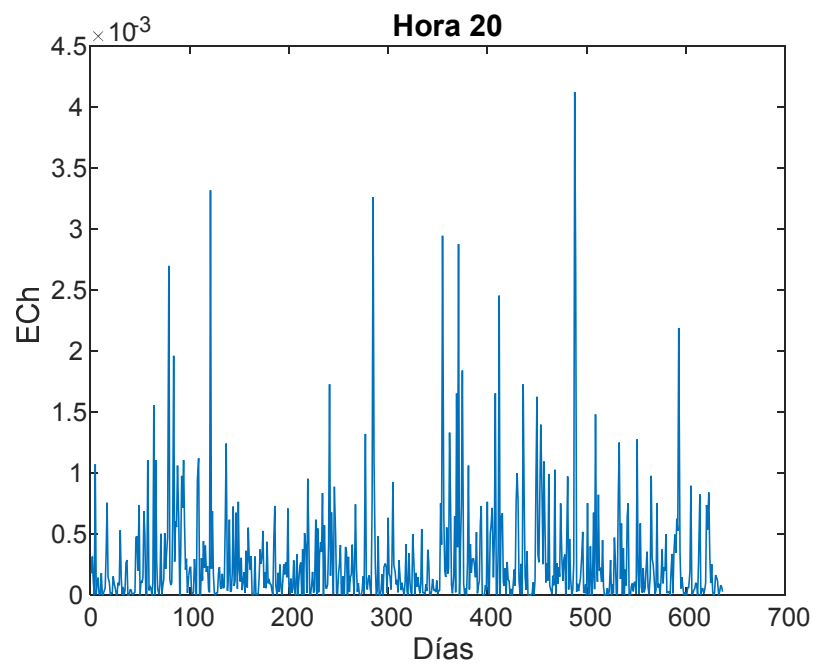
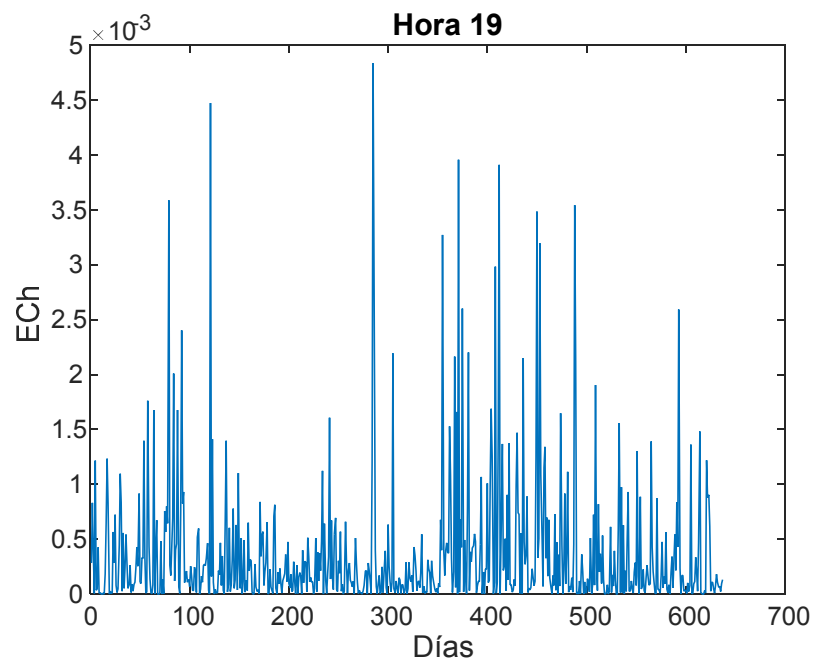


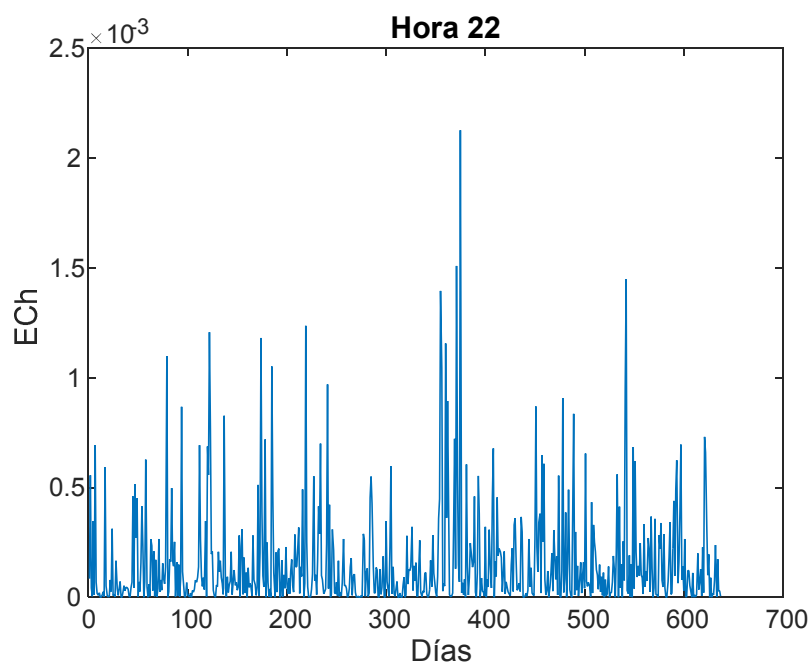
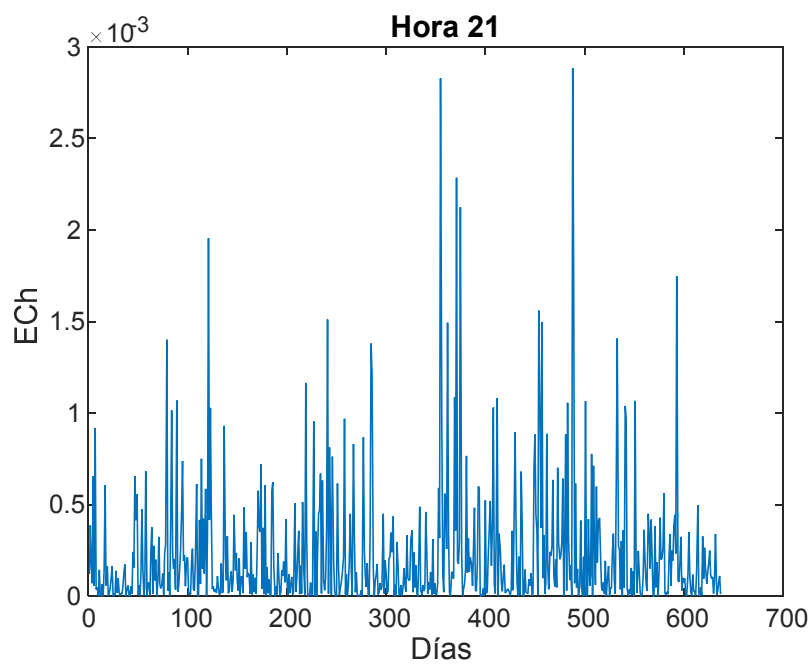


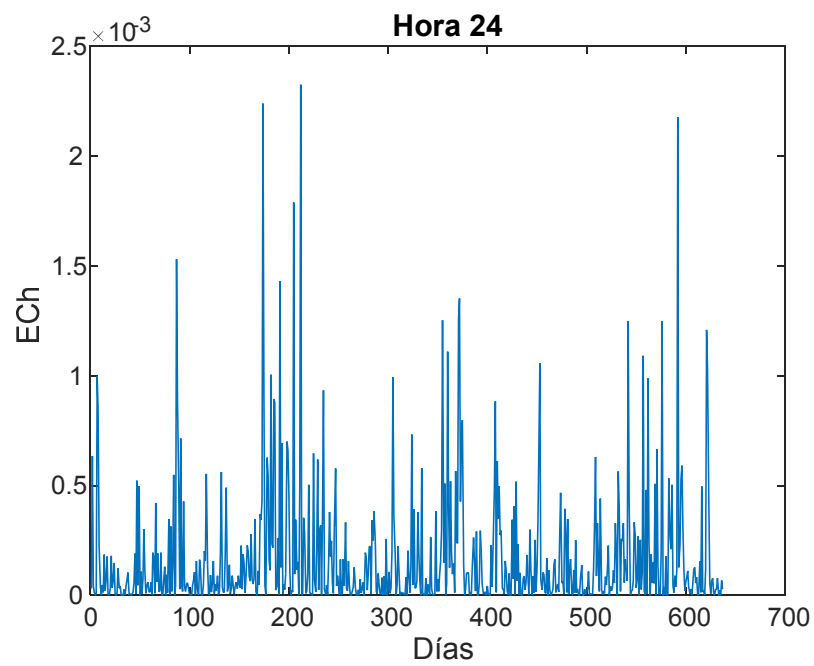
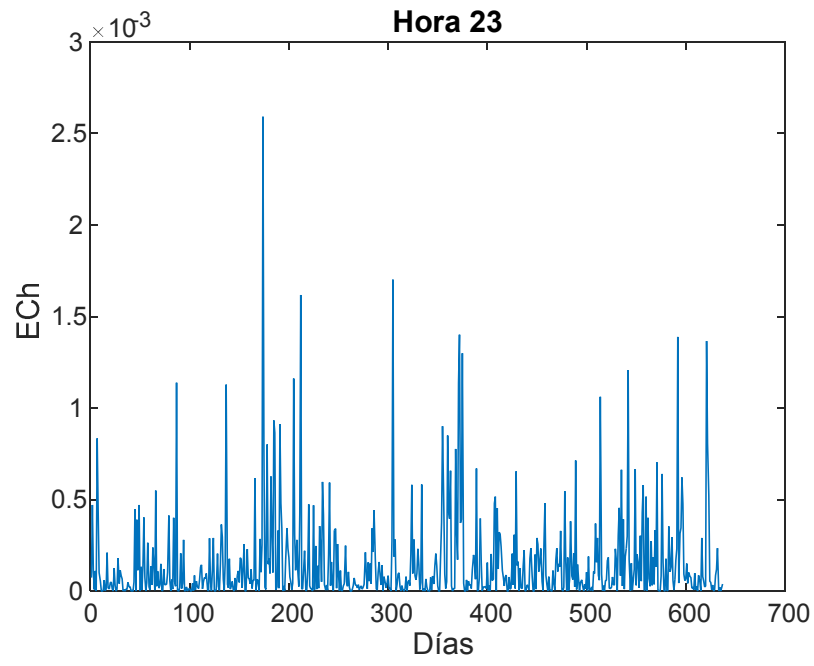






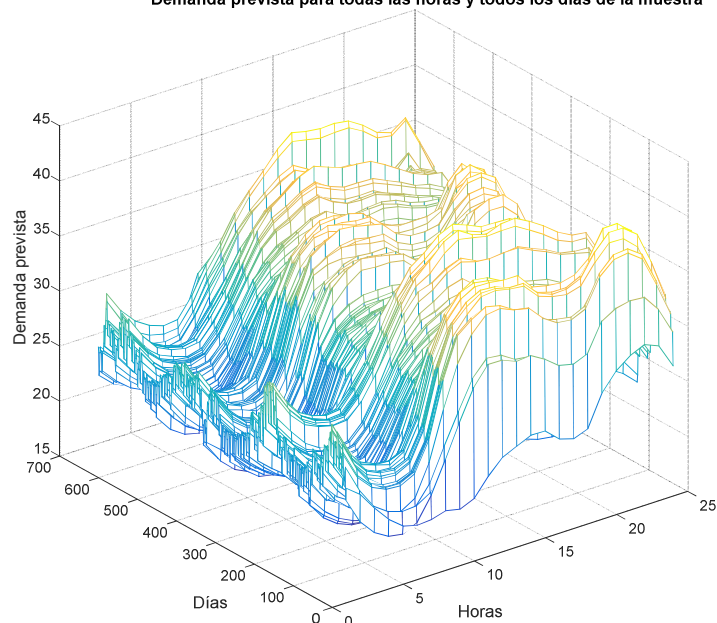




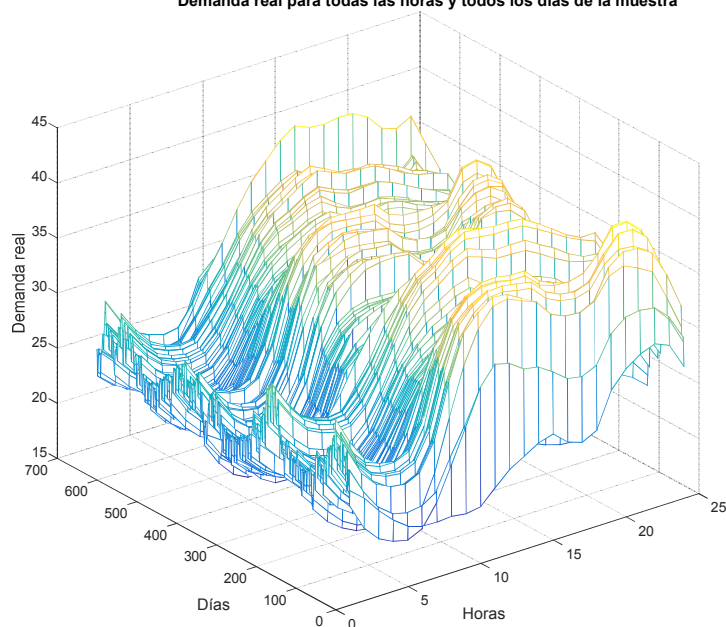


7.3. Gráficos de demanda prevista y demanda real de la muestra

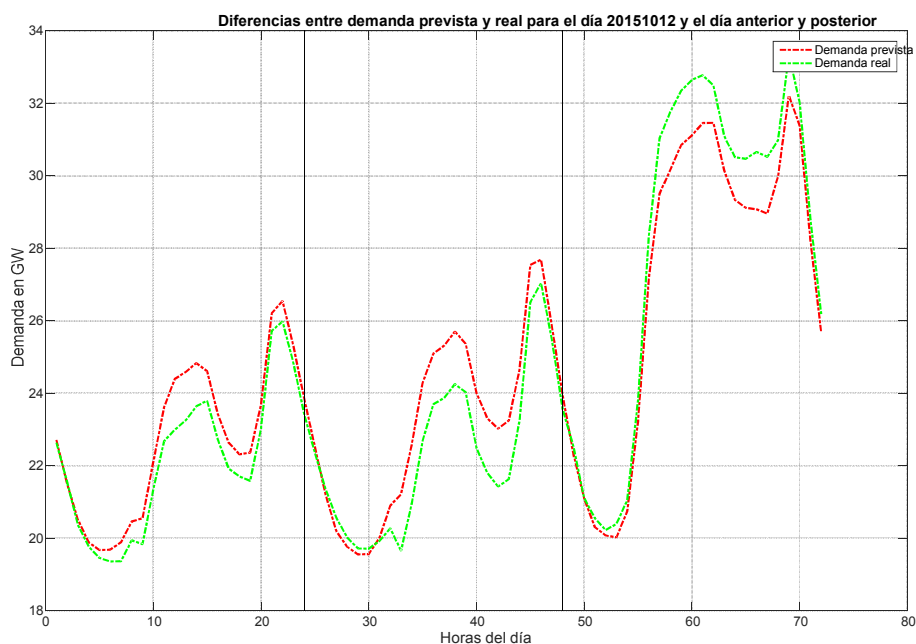
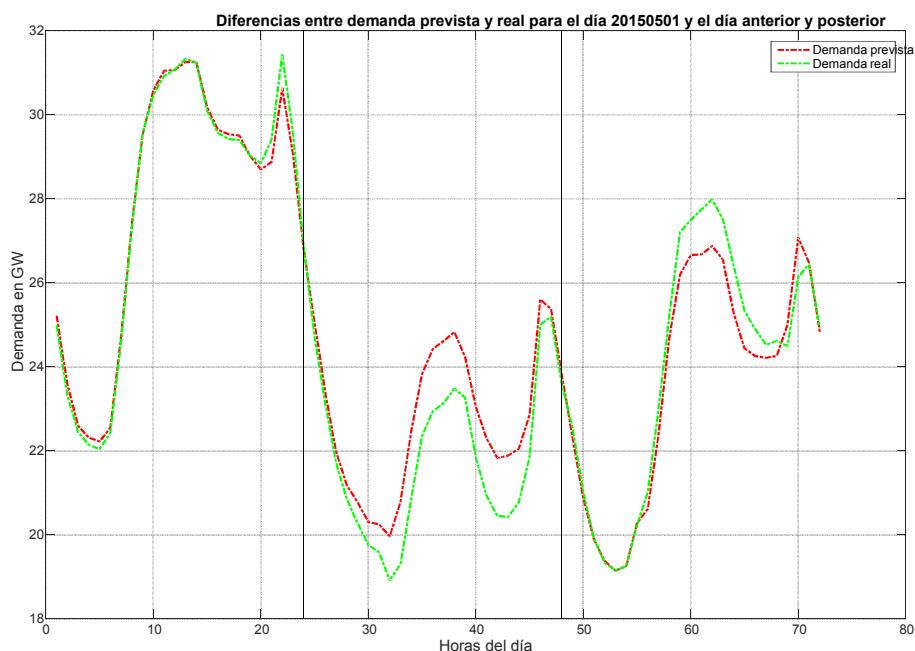
Demanda prevista para todas las horas y todos los días de la muestra

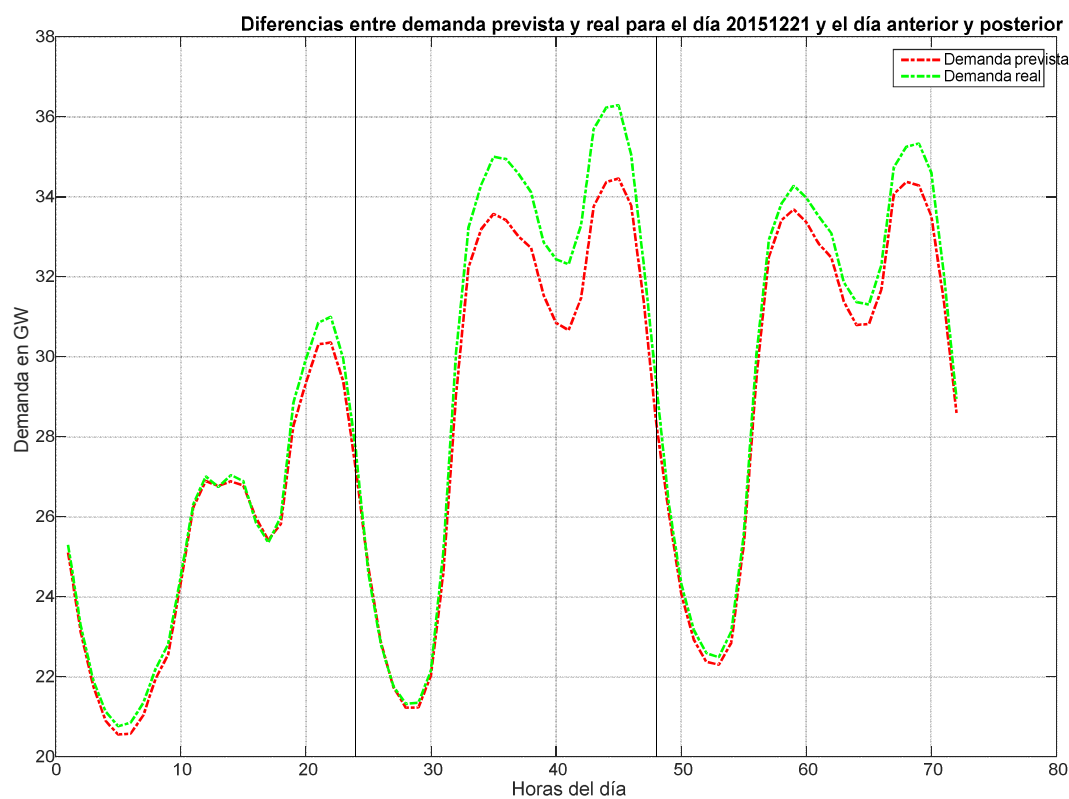
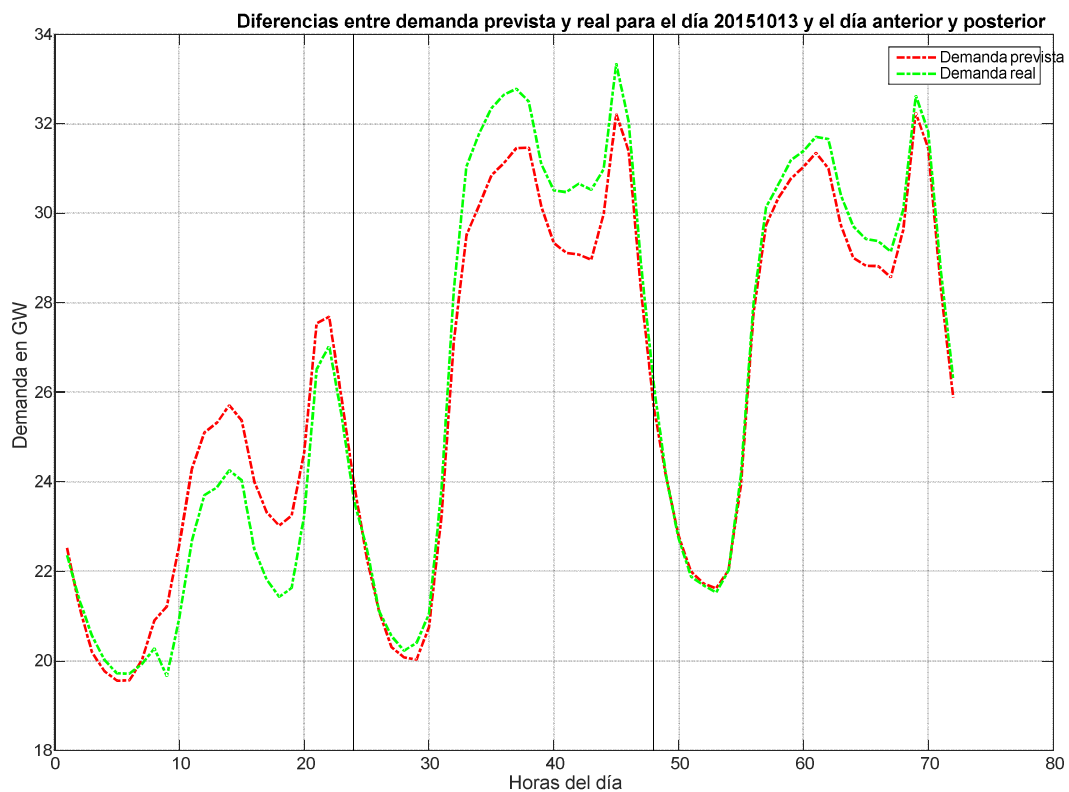


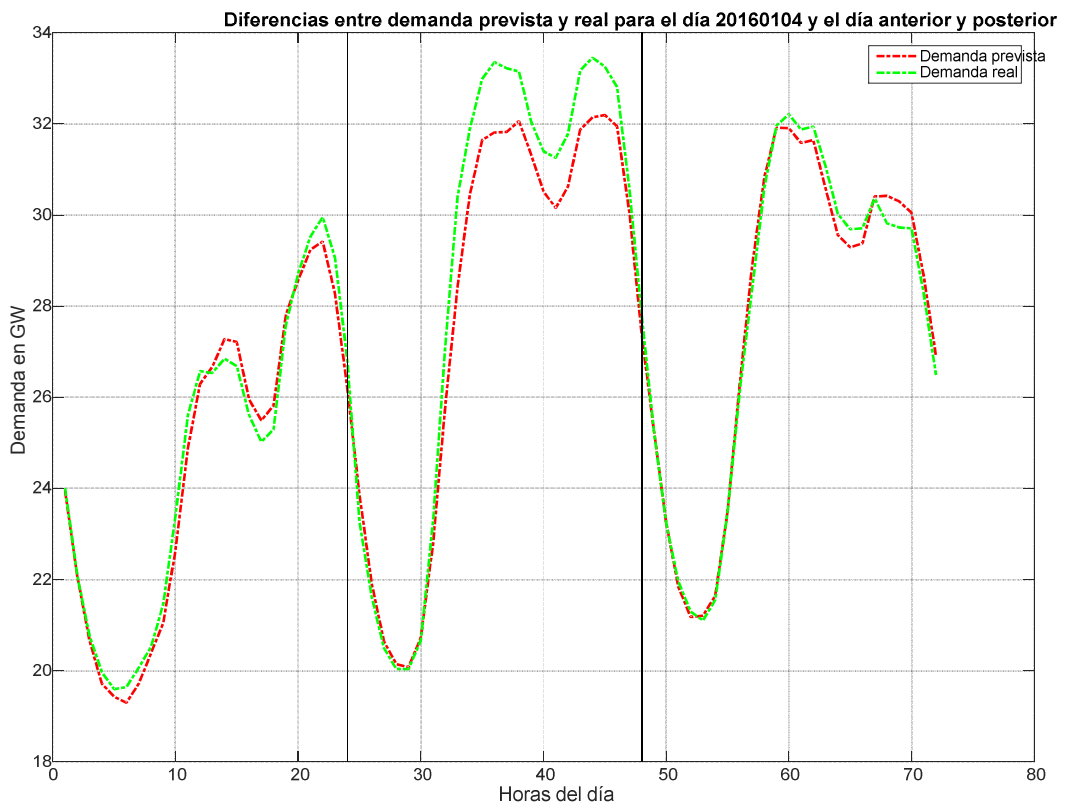
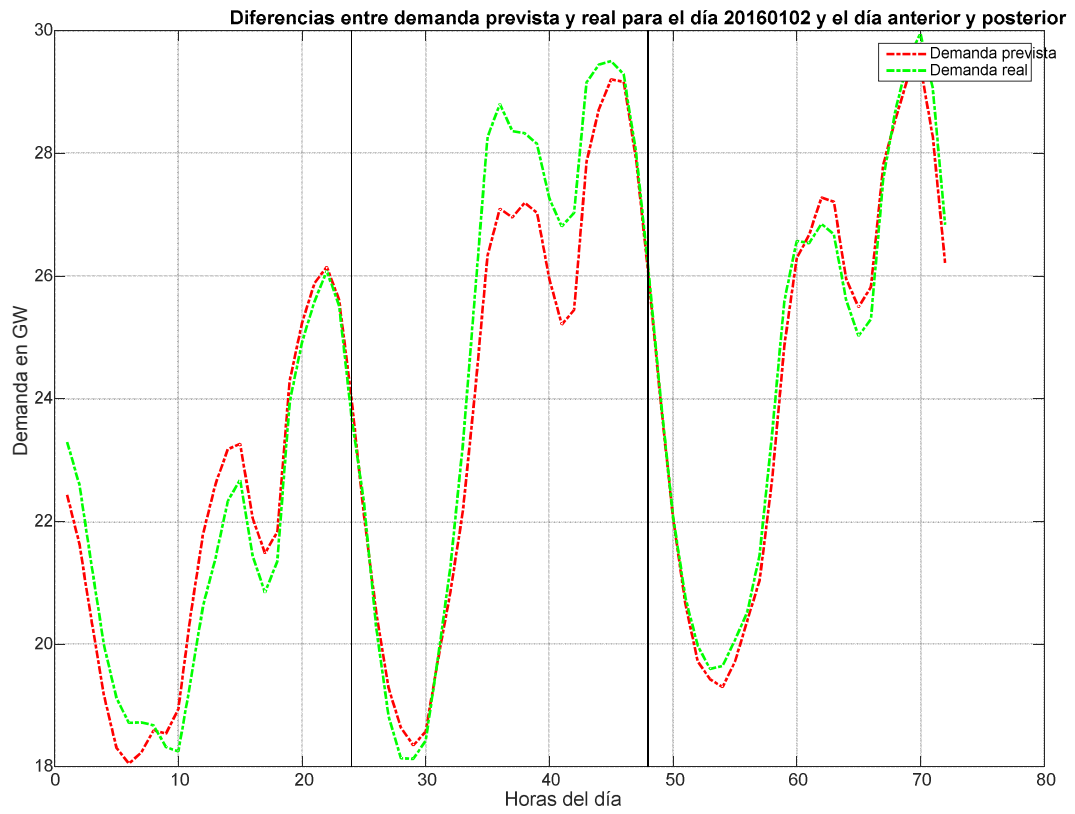
Demanda real para todas las horas y todos los días de la muestra

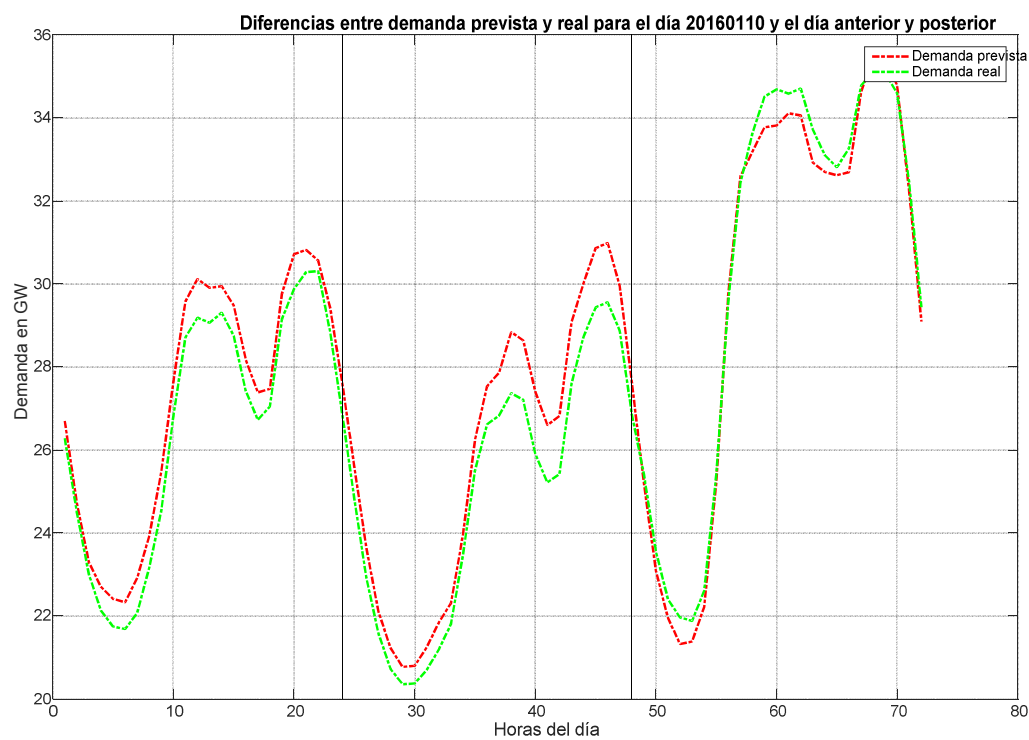
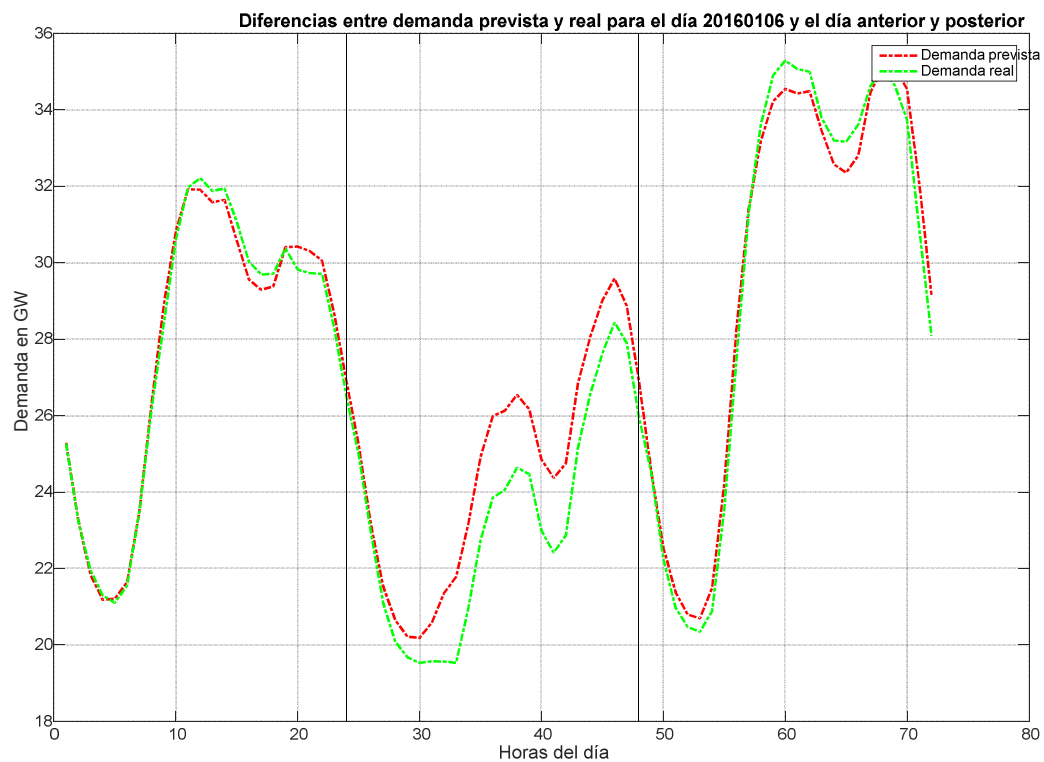


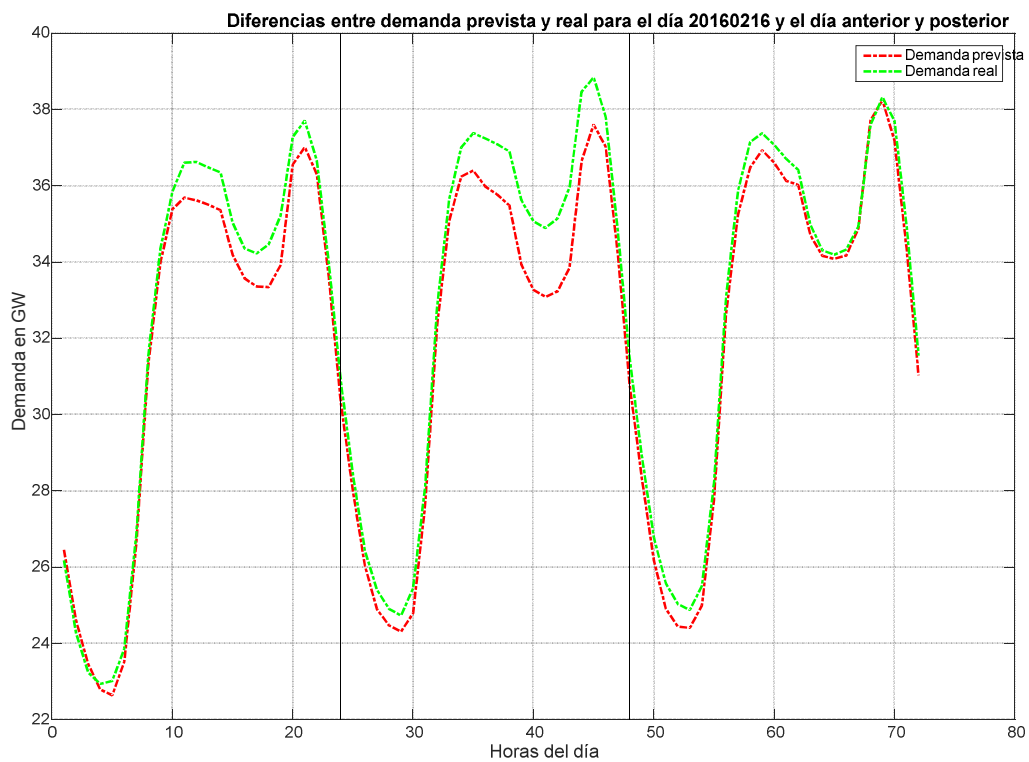
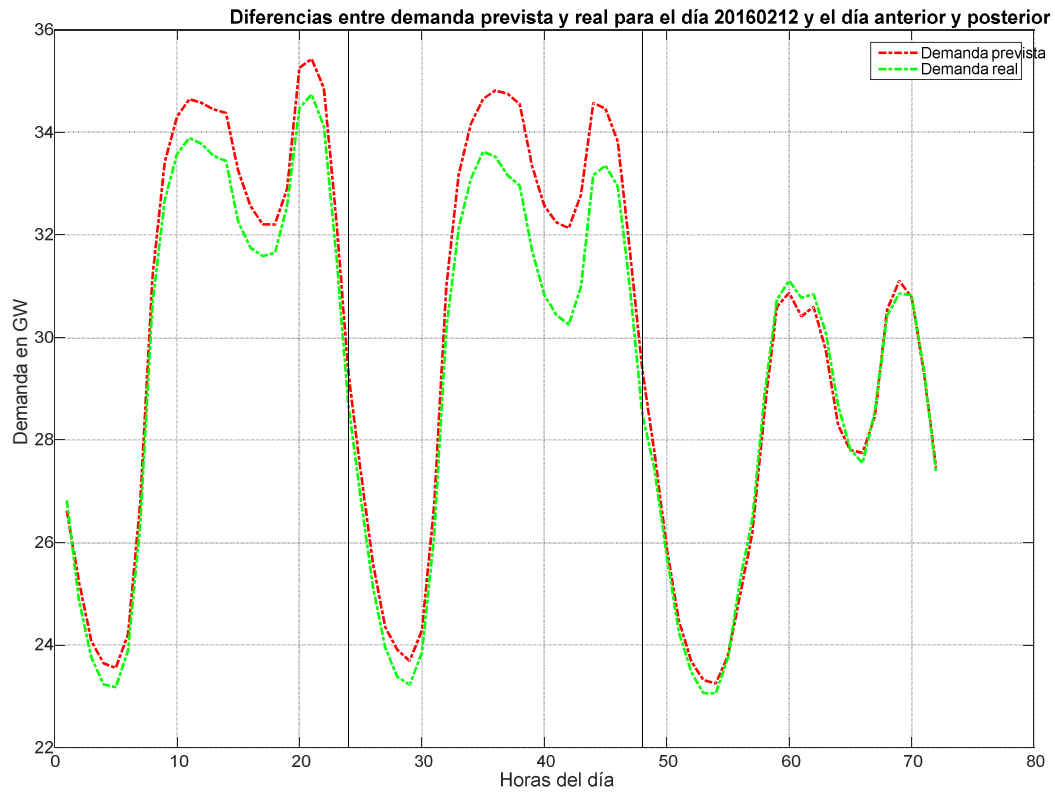
7.4. Gráficos de diferencias entre demandas reales y demandas previstas para los días con alto ECMd de la muestra

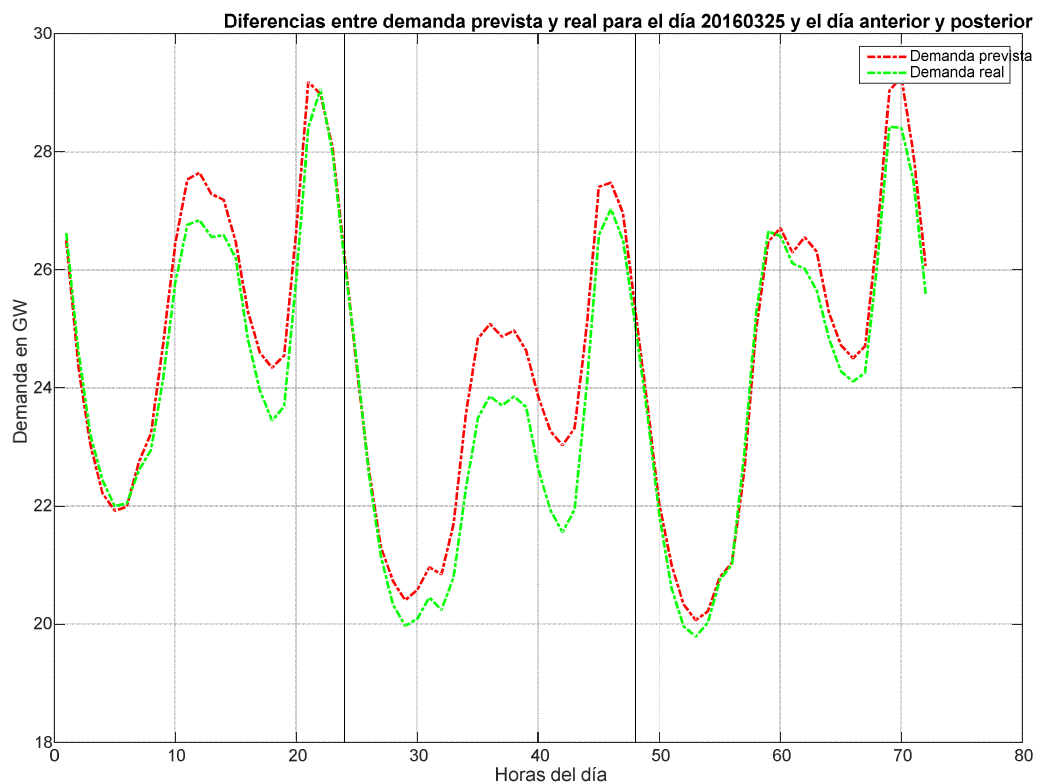












7.5. Resultados obtenidos por el programa para estudio de errores para incrementos de temperatura entre días consecutivos

```

Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20150326):  4.6
Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20150504):  -4.6
Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20150514):  -7.4
Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20150518):  -5.61
Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20151121):  -5.59
Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20160330):  -5

Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20150116):  -3.9
Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20150129):  4.8
Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20150131):  -4.7
Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20150326):  4.2
Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20150514):  -4.7
Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20151004):  3.47
Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20151124):  3.58
Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20160104):  -4.08
Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20160106):  4.43
Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20160213):  -5.18

```

7.6. Resultados obtenidos por el programa para estudio de errores para incrementos acumulados de temperatura

```

Incremento acumulado TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20150201):  4.9
Incremento acumulado TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20150305):  4.8
Incremento acumulado TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20150307):  4.9

```

Incremento acumulado TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20150314):	7.4
Incremento acumulado TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20150327):	6.4
Incremento acumulado TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20150328):	7.1
Incremento acumulado TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20150505):	4.5
Incremento acumulado TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20150515):	9
Incremento acumulado TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20150516):	5.9
Incremento acumulado TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20150520):	7.2
Incremento acumulado TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20150731):	4.95
Incremento acumulado TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20150802):	5.41
Incremento acumulado TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20150814):	5.5
Incremento acumulado TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20150901):	5.87
Incremento acumulado TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20151122):	8.71
Incremento acumulado TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20151123):	6.22
Incremento acumulado TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20160215):	5.85
Incremento acumulado TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20160302):	4.85
Incremento acumulado TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20160306):	4.64
Incremento acumulado TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20160401):	5.48
Incremento acumulado TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20160506):	4.71
Incremento acumulado TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20160616):	4.78
Incremento acumulado TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20160908):	5.55
Incremento acumulado TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20160909):	4.8
Incremento acumulado TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20160914):	8.46
Incremento acumulado TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20150117):	3.6
Incremento acumulado TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20150130):	5.2
Incremento acumulado TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20150201):	6.4
Incremento acumulado TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20150202):	5.3
Incremento acumulado TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20150205):	4.6

Incremento acumulado TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20150215):	4.8
Incremento acumulado TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20150302):	3.6
Incremento acumulado TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20150305):	3.7
Incremento acumulado TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20150306):	4.4
Incremento acumulado TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20150328):	4.8
Incremento acumulado TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20150502):	3.9
Incremento acumulado TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20150506):	4.8
Incremento acumulado TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20150515):	3.8
Incremento acumulado TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20150516):	4.9
Incremento acumulado TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20150814):	3.64
Incremento acumulado TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20151005):	4.55
Incremento acumulado TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20151007):	4.38
Incremento acumulado TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20151014):	3.83
Incremento acumulado TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20151015):	3.92
Incremento acumulado TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20151018):	3.97
Incremento acumulado TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20151021):	3.51
Incremento acumulado TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20151122):	4.17
Incremento acumulado TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20151123):	3.67
Incremento acumulado TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20151125):	3.89
Incremento acumulado TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20151126):	4.87
Incremento acumulado TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20160106):	4.81
Incremento acumulado TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20160107):	3.7
Incremento acumulado TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20160108):	4.74
Incremento acumulado TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20160112):	4
Incremento acumulado TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20160113):	4.19
Incremento acumulado TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20160215):	7.22
Incremento acumulado TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20160216):	4.35
Incremento acumulado TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20160217):	4.35

Incremento acumulado TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20160404): 4.08
Incremento acumulado TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20160914): 4.46
Incremento acumulado TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20160915): 3.86

7.7. Resultados obtenidos por el programa para el estudio de errores para los gradientes de incrementos de temperatura

Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20150222): -6.2
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20150413): -5.1
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20150503): -4.7
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20150504): 5.5
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20150513): -5.8
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20150514): 8.9
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20150517): -7.21
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20150701): 4.81
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20150706): -4.8
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20150723): -4.55
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20150724): 6.36
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20151121): 4.96
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20160103): -4.68
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20160212): -4.84
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20160226): 5.26
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20160303): -5.21
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20160329): -6.1
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20160330): 4.52
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 2)(dia=20160911): -5.36

Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150109): -3.2

Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150114):	-3.7
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150129):	-4.1
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150202):	-4.2
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150203):	3.9
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150222):	-6.2
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150223):	4.4
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150225):	-4.3
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150226):	3.2
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150304):	4.3
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150311):	-3.9
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150313):	3.3
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150324):	3.3
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150330):	-3.3
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150331):	3.42
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150413):	-5.1
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150414):	3.1
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150421):	3.5
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150501):	-3
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150503):	-4.7
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150504):	5.5
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150506):	-3.2
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150512):	-3.4
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150513):	-5.8
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150514):	8.9
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150517):	-7.21
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150518):	4.02
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150603):	-3.68
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150701):	4.81

Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150702): -3.62

Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150706): -4.8

Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150707): 3.47

Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150723): -4.55

Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150724): 6.36

Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150725): -3.44

Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150730): 3.15

Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150801): -4.27

Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150803): 3.76

Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150809): -3.32

Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150811): -4.03

Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150814): 3.29

Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150823): 3.06

Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150829): -3.95

Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150910): -3.19

Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20150915): -3.55

Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20151101): 3.57

Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20151119): -4.17

Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20151121): 4.96

Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20160103): -4.68

Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20160104): 3.48

Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20160105): 3.86

Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20160106): -3.38

Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20160113): -3.52

Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20160203): 3.75

Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20160206): 4.43

Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20160212): -4.84

Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20160226): 5.26

Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20160301): -3.85
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20160302): 3
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20160303): -5.21
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20160304): 3.6
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20160325): -4.34
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20160326): 3.87
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20160329): -6.1
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20160330): 4.52
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20160403): 3.96
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20160407): 3.48
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20160425): -3.1
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20160503): -3.48
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20160505): 3.66
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20160522): 3.36
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20160608): -3.2
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20160612): -3.04
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20160625): 3.23
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20160712): 3.08
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20160803): -3.63
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20160804): 3.31
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20160809): 3.03
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20160820): 3.5
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20160826): -3.15
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20160907): 3.42
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20160911): -5.36
Gradiente Incremento TempPrev (Tmax) anómalo (nivel 1)(dia=20160913): 4.38

Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20150115): -4.2

Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20150116):	5
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20150118):	-3.9
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20150128):	4.4
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20150129):	-6.5
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20150131):	4.1
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20150201):	3.7
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20150202):	-6.3
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20150214):	-4.6
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20150222):	-3.8
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20150227):	4
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20150325):	5
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20150326):	-3.6
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20150401):	3.7
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20150505):	4
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20150513):	-5.6
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20150514):	4.5
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20151004):	-5.75
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20160103):	-6.92
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20160105):	5.16
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20160106):	-4.12
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20160129):	3.77
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20160212):	-7.08
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20160216):	5.5
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20160217):	-3.93
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 2)(dia=20160401):	3.99
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20150115):	-4.2
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20150116):	5

Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20150118):	-3.9
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20150119):	2.8
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20150123):	3
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20150128):	4.4
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20150129):	-6.5
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20150130):	-3
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20150131):	4.1
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20150201):	3.7
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20150202):	-6.3
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20150212):	3
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20150214):	-4.6
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20150219):	2.4
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20150220):	-2.8
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20150221):	2.8
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20150222):	-3.8
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20150225):	-2.8
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20150227):	4
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20150325):	5
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20150326):	-3.6
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20150401):	3.7
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20150425):	-2.9
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20150503):	-2.5
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20150505):	4
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20150513):	-5.6
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20150514):	4.5
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20150731):	2.7
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20150824):	2.82
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20150909):	-2.42

Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20150914): 2.47
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20150915): -3.38
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20150917): 2.38
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20151003): 2.39
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20151004): -5.75
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20151014): 2.58
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20151119): -2.47
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20151123): 3.27
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20160102): 2.5
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20160103): -6.92
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20160104): 3.35
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20160105): 5.16
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20160106): -4.12
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20160109): -2.35
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20160112): 3.03
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20160116): 3.4
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20160117): -3.05
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20160129): 3.77
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20160212): -7.08
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20160213): 3.14
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20160216): 5.5
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20160217): -3.93
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20160222): -2.62
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20160229): 3.16
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20160401): 3.99
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20160417): 2.96
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20160420): 2.44
Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20160520): -2.43

Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20160719): -2.4
 Gradiente Incremento TempPrev (Tmin) anómalo (nivel 1)(dia=20160919): -2.85

7.8. Resultados de la simulación del programa principal ajustando los parámetros ajustes.Tmax_y_Tmin y ajustes.desdobleTemperaturas

```
ajustes.desdobleTemperaturas = f;  
ajustes.Tmax_y_Tmin          = f;
```

ECM total : 1.6306

ECM(hora=01): 0.973
 ECM(hora=02): 1.0712
 ECM(hora=03): 1.0954
 ECM(hora=04): 1.0865
 ECM(hora=05): 1.1141
 ECM(hora=06): 1.1093
 ECM(hora=07): 1.2419
 ECM(hora=08): 1.5578
 ECM(hora=09): 1.8473
 ECM(hora=10): 1.8405
 ECM(hora=11): 1.9198
 ECM(hora=12): 1.9427
 ECM(hora=13): 1.9412
 ECM(hora=14): 1.9491
 ECM(hora=15): 1.9037
 ECM(hora=16): 1.9139

ECM(hora=17): 1.9936
ECM(hora=18): 2.1234
ECM(hora=19): 2.1316
ECM(hora=20): 1.8642
ECM(hora=21): 1.6144
ECM(hora=22): 1.3116
ECM(hora=23): 1.1904
ECM(hora=24): 1.239

ECM(mes =01): 1.8618
ECM(mes =02): 1.321
ECM(mes =03): 1.5963
ECM(mes =04): 2.0851
ECM(mes =05): 1.5052
ECM(mes =06): 1.2128
ECM(mes =07): 1.2109
ECM(mes =08): 1.5238
ECM(mes =09): 1.392
ECM(mes =10): 1.7597
ECM(mes =11): 1.8045
ECM(mes =12): 1.9973

ajustes.desdobleTemperaturas = t;

ajustes.Tmax_y_Tmin = t;

ECM total : 1.5868

ECM(hora=01): 1.0387
ECM(hora=02): 1.1158
ECM(hora=03): 1.135

ECM(hora=04): 1.1223
ECM(hora=05): 1.1406
ECM(hora=06): 1.1325
ECM(hora=07): 1.2285
ECM(hora=08): 1.4713
ECM(hora=09): 1.7502
ECM(hora=10): 1.7644
ECM(hora=11): 1.863
ECM(hora=12): 1.8797
ECM(hora=13): 1.8552
ECM(hora=14): 1.8452
ECM(hora=15): 1.7968
ECM(hora=16): 1.8533
ECM(hora=17): 1.9254
ECM(hora=18): 2.0703
ECM(hora=19): 2.0622
ECM(hora=20): 1.8184
ECM(hora=21): 1.5808
ECM(hora=22): 1.2774
ECM(hora=23): 1.1932
ECM(hora=24): 1.2272

ECM(mes =01): 1.9071
ECM(mes =02): 1.3258
ECM(mes =03): 1.5151
ECM(mes =04): 1.9589
ECM(mes =05): 1.5224
ECM(mes =06): 1.2904
ECM(mes =07): 1.1636
ECM(mes =08): 1.4361

ECM(mes =09): 1.2799
ECM(mes =10): 1.5863
ECM(mes =11): 1.7167
ECM(mes =12): 1.9553

ajustes.desdobleTemperaturas = f;
ajustes.Tmax_y_Tmin = t;

ECM total : 1.6033

ECM(hora=01): 0.98077
ECM(hora=02): 1.0712
ECM(hora=03): 1.0892
ECM(hora=04): 1.0827
ECM(hora=05): 1.1038
ECM(hora=06): 1.1023
ECM(hora=07): 1.2238
ECM(hora=08): 1.5346
ECM(hora=09): 1.8318
ECM(hora=10): 1.8267
ECM(hora=11): 1.8998
ECM(hora=12): 1.9139
ECM(hora=13): 1.8905
ECM(hora=14): 1.8827
ECM(hora=15): 1.8322
ECM(hora=16): 1.8544
ECM(hora=17): 1.9381
ECM(hora=18): 2.0793
ECM(hora=19): 2.1062
ECM(hora=20): 1.8468

```
ECM(hora=21): 1.6028
ECM(hora=22): 1.295
ECM(hora=23): 1.1751
ECM(hora=24): 1.2277
```

```
ECM(mes =01): 1.8937
ECM(mes =02): 1.3287
ECM(mes =03): 1.568
ECM(mes =04): 1.9941
ECM(mes =05): 1.5171
ECM(mes =06): 1.1864
ECM(mes =07): 1.1492
ECM(mes =08): 1.4715
ECM(mes =09): 1.3355
ECM(mes =10): 1.7028
ECM(mes =11): 1.7434
ECM(mes =12): 1.9591
```

```
ajustes.desdobleTemperaturas = t;
ajustes.Tmax_y_Tmin          = f;
```

```
ECM total    : 1.618
```

```
ECM(hora=01): 1.0415
ECM(hora=02): 1.1224
ECM(hora=03): 1.1361
ECM(hora=04): 1.1275
ECM(hora=05): 1.1514
ECM(hora=06): 1.141
ECM(hora=07): 1.25
```

ECM(hora=08): 1.4991
ECM(hora=09): 1.7726
ECM(hora=10): 1.7945
ECM(hora=11): 1.9088
ECM(hora=12): 1.9346
ECM(hora=13): 1.9318
ECM(hora=14): 1.9388
ECM(hora=15): 1.886
ECM(hora=16): 1.9141
ECM(hora=17): 1.9743
ECM(hora=18): 2.0982
ECM(hora=19): 2.0714
ECM(hora=20): 1.822
ECM(hora=21): 1.5848
ECM(hora=22): 1.284
ECM(hora=23): 1.2008
ECM(hora=24): 1.23

ECM(mes =01): 1.881
ECM(mes =02): 1.2998
ECM(mes =03): 1.5331
ECM(mes =04): 2.1067
ECM(mes =05): 1.5229
ECM(mes =06): 1.2848
ECM(mes =07): 1.2357
ECM(mes =08): 1.4737
ECM(mes =09): 1.3466
ECM(mes =10): 1.6565
ECM(mes =11): 1.7694
ECM(mes =12): 2.0155

Anexos

ajustes.desdobleTemperaturas	ajustes.Tmax_y Tmin	ECM POR HORAS																							
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
f	f	0,973	1,0712	1,0954	1,0865	1,1141	1,1093	1,2419	1,5578	1,8473	1,8405	1,9198	1,9427	1,9412	1,9491	1,9037	1,9139	1,9936	2,1234	2,1316	1,8642	1,6144	1,3116	1,1904	1,239
t	t	1,0387	1,1158	1,135	1,223	1,1406	1,1325	1,2285	1,4713	1,7502	1,7644	1,863	1,8797	1,8552	1,8452	1,7968	1,8533	1,9254	2,0703	2,0622	1,8184	1,5808	1,2774	1,1932	1,2272
f	t	0,98077	1,0712	1,0892	1,0827	1,1038	1,1023	1,2238	1,5346	1,8318	1,8267	1,8998	1,9139	1,8905	1,8827	1,8322	1,8544	1,9381	2,0793	2,1062	1,8468	1,6028	1,295	1,1751	1,2277
t	f	1,0415	1,1224	1,1361	1,1275	1,1514	1,141	1,25	1,4991	1,7726	1,7945	1,9088	1,9346	1,9318	1,9388	1,886	1,9141	1,9743	2,0982	2,0714	1,822	1,5848	1,284	1,2008	1,23

ajustes.desdobleTemperaturas	ajustes.Tmax_y Tmin	ECM POR MESES											
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
f	f	1,8618	1,321	1,5963	2,0851	1,5052	1,2128	1,2109	1,5238	1,392	1,7597	1,8045	1,9973
t	t	1,9071	1,3258	1,5151	1,9589	1,5224	1,2904	1,1636	1,4361	1,2799	1,5863	1,7167	1,9553
f	t	1,8937	1,3287	1,568	1,9941	1,5171	1,1864	1,1492	1,4715	1,3355	1,7028	1,7434	1,9591
t	f	1,881	1,2998	1,5331	2,1067	1,5229	1,2848	1,2357	1,4737	1,3466	1,6565	1,7694	2,0155

ajustes.desdobleTemperaturas	ajustes.Tmax_y Tmin	ECM TOTAL
f	f	1,6306
t	t	1,5868
f	t	1,6033
t	f	1,618

8. FUENTES Y BIBLIOGRAFÍA

- [1] *Atlas de la demanda eléctrica española. Proyecto Indel*. Red Eléctrica de España, 1998.
- [2] *Traducción "AMADEUS"*. Gail Tverberg, 2011.
- [3] *Informe del sistema eléctrico español 2015*. Red Eléctrica de España, 2016.
- [4] *Modelo de predicción de demanda de energía eléctrica*. Laboratorio de Estadística. Escuela Técnica Superior de Ingenieros Industriales de la Universidad Politécnica de Madrid.
- [5] *Desarrollo e implementación de un algoritmo basado en la combinación óptima de predicciones de demanda de energía eléctrica*. Verónica Rodríguez Rodríguez, 2016.
- [6] *Desarrollo y mejora del modelado de la influencia térmica sobre la demanda eléctrica peninsular*. Alberto Herreras Ruiz, 2016.
- [7] *Manuales y ayuda de Matlab 2015*. Matworks, 2015.
- [8] *Programa para la predicción de la demanda de energía eléctrica*. Laboratorio de Estadística. Escuela Técnica Superior de Ingenieros Industriales de la Universidad Politécnica de Madrid.